

Università Aalto
Scuola di Scienze
Corso di Laurea Magistrale in Informatica, Comunicazione e Scienze dell'Informazione

Susanna Vartinen

Generazione di descrizioni di missioni di giochi di ruolo con il modello linguistico GPT-2

Tesi di master
Espoo, 10 dicembre 2021

Supervisore: Il professor Perttu Hämäläinen, il dottor Christian
Consulente: Guckelsberger dell'Università di Aalto

Università Aalto

Scuola di Scienze

Corso di Laurea Magistrale in Informatica, Comunicazione e
Scienze dell'InformazioneESTRATTO DI
TESI DI MASTER

| | | |
|--|---|----------------|
| Autore: | Susanna Vartinen | |
| Titolo: | Generazione di descrizioni di missioni di giochi di ruolo con il modello linguistico GPT-2 | |
| Data: | 10 dicembre 2021 | Pagine:50 |
| Maggiore: | Informatica | Codice:SCI3042 |
| Supervisore: | Professor Perttu Hämäläinen | |
| Consulente: | Dottor Christian Guckelsberger | |
| <p>I recenti progressi nella ricerca sull'intelligenza artificiale hanno prodotto modelli linguistici di generazione di testo con promettenti capacità di narrazione computazionale. Questa tesi ha sfruttato uno dei modelli Transformer di maggior successo, GPT-2, per generare automaticamente le descrizioni delle missioni dei videogiochi. Volevamo sostituire i tradizionali metodi di generazione di contenuti procedurali per le missioni nei giochi, poiché spesso producono descrizioni meccaniche poco interessanti. Abbiamo raccolto ed elaborato un nuovo set di dati di ricerca da una selezione di famosi giochi di ruolo 3D. Abbiamo messo a punto GPT-2 sul set di dati utilizzando varie ottimizzazioni dell'apprendimento. In particolare, abbiamo sostituito i nomi propri all'interno dei dati grezzi delle missioni con token segnaposto generici per ridurre la varianza non necessaria. Abbiamo convalidato il modello Quest-GPT-2 risultante tramite uno studio utente online eseguito da giocatori di giochi di ruolo. I nostri risultati indicano che una descrizione di una missione su cinque sarebbe ritenuta accettabile da un critico umano, ma la variazione nella qualità tra le singole missioni è ampia. Ulteriori lavori che utilizzano modelli linguistici di nuova generazione e il nostro set di dati sulle missioni dovrebbero portare a una migliore qualità della descrizione delle missioni.</p> | | |
| Parole chiave: | intelligenza artificiale, modelli generativi, generazione procedurale di contenuti, narrazione computazionale, quest, videogiochi | |
| Lingua: | Inglese | |

Aalto-yliopisto
 Perustieteiden korkeakoulu
 Tieto-, tietoliikenne- ja informaatiotekniikan maisteriohjelma

**DIPLOMITYÖN
 TIIVISTELMÄ**

| | | | |
|--|--|--------------|---------|
| Tekija: | Susanna Vartinen | | |
| Työn nimi: | Roolipelitehtävien kuvausten generointi GPT-2-kielimallilla | | |
| Paivays: | 10. Joulukuuta 2021 | Sivumäärä:50 | |
| Pääaine: | Tietotekniikka | Koodi: | SCI3042 |
| Valvoja: | Professori Perttu Hämäläinen | | |
| Ohjaaja: | Tohtori Christian Guckelsberger | | |
| <p>Il sistema di gestione delle modifiche apportate alla scheda di sintesi di questo tipo di testo è molto generoso, con l'aiuto di algoritmi basati su tarinankerronnan che si adattano a questo tipo di attività. Tämä diplomityö hyödynsi GPT-2:ta, yhtä menestyneintä Transformer-mallia, videopelitehtävien kuvausten automaattiseen generointiin. Tavoitteenamme oli korvata perinteiset videopelitehtävien luomiseen käytetyt proseduraaliset sisällönlouontimetodit, sillä ne tuottavat usein mielenkiinnottomia, mekaanisia tehtävänkuvauksia. Olemme keränneet and käsitelleet uudenlaisen pelitehtävistä koostuvan tietoaaineiston muutamista suosituista 3D-roolipeleistä. Hienosäädimme GPT-2:ta käyttäen kokoamaamme tietoaaineistoa hyödyntäen samalla useita oppimisen optimointitapoja. La maggior parte degli utenti non è in grado di controllare se il prodotto è stato visualizzato in modo chiaro e senza problemi. Validoinme tuottamamme Quest-GPT-2-mallin roolipelipelaajille suunnatulla internetkyselytutkimuksella. Tuloksemme osoittavat, että ihmiskriitikot hyväksyisivät viidenneksen tehtävänkuvauksista, joskin laadun vaihtelu yksittäisten tehtävien välillä suurta. On oletettavaa, että tehtävänkuvauksen laatua voitaisiin parantaa seuraavan sukupolven kielimalleja ja pelitehtävätietoaaineistoamme hyödyntäen. joskin laadun vaihtelu yksittäisten tehtävien välillä on suurta. On oletettavaa, että tehtävänkuvauksen laatua voitaisiin parantaa seuraavan sukupolven kielimalleja ja pelitehtävätietoaaineistoamme hyödyntäen. joskin laadun vaihtelu yksittäisten tehtävien välillä on suurta. On oletettavaa, että tehtävänkuvauksen laatua voitaisiin parantaa seuraavan sukupolven kielimalleja ja pelitehtävätietoaaineistoamme hyödyntäen.</p> | | | |
| asiatico: | tekoäly, generatiiviset mallit, proseduraalinen sisällönlouonti, algoritmien tarinankerronta, tehtävät, videopelit | | |
| Kieli: | inglese | | |

Ringraziamenti

In primo luogo, voglio ringraziare il mio relatore Christian Guckelsberger per aver fornito supporto e feedback proprio su questa tesi nel corso dell'anno alquanto insolito e strano oscurato dalla pandemia di SARS-CoV-2. I suoi numerosi commenti sulla mia scrittura non sono andati sprecati. Voglio anche ringraziare il mio supervisore Perttu Hämäläinen per aver reso possibile questo progetto di tesi in primo luogo e per aver fornito finanziamenti aggiuntivi per migliorare ulteriormente il progetto (e per i suoi utili consigli nonostante il suo impegno). Inoltre, voglio ringraziarli entrambi per avermi dato l'opportunità di lavorare su un vero documento di ricerca.

Un'altra serie di ringraziamenti va ai membri del gruppo di ricerca sull'intelligenza artificiale del gioco Aalto: grazie per il vostro aiuto sui mini-studi sull'impostazione della generazione del testo. Non vanno dimenticati nemmeno i tanti appassionati di giochi di ruolo che hanno partecipato al mio sondaggio online: i miei ringraziamenti per il vostro supporto. Un grande ringraziamento a tutti coloro che hanno scritto risposte dettagliate alle domande in forma libera; le tue intuizioni sulle descrizioni delle missioni sono state piuttosto interessanti da leggere.

Ultimo ma non meno importante, voglio ringraziare mia madre e mio padre per avermi permesso di dormire a casa sulle splendide rive del lago Saimaa senza preoccupazioni al mondo per la maggior parte della durata di questo progetto di tesi. Anche mia nonna riceverà un ringraziamento per i suoi tanti calorosi abbracci.

Espoo, 10 dicembre 2021

Susanna Vartinen

Abbreviazioni

| | |
|-------------------------------|---|
| AI | Intelligenza artificiale |
| GaaS | Giochi come servizio |
| GPT | Trasformatore generativo pre-addestrato |
| MMORPG | Multigiocatore di massa online |
| PNG | Personaggio non giocabile |
| <small>gioco di ruolo</small> | Gioco di ruolo |

Contenuti

| | |
|---|----|
| Abbreviazioni | 5 |
| 1. Introduzione | 8 |
| 2. Sfondo | 10 |
| 2.1 Creatività computazionale | 10 |
| 2.2 Generatori di missioni procedurali | 12 |
| 2.3 Trasformatore generativo pre-addestrato 2 | 16 |
| 3. Insieme di dati di addestramento | 20 |
| 3.1 Raccolta dei dati. | 20 |
| 3.2 Formattazione dei dati. | 23 |
| 3.3 Trattamento dei dati. | 24 |
| 4. Sviluppo di Quest-GPT-2 | 26 |
| 4.1 Esperimenti preliminari di fine tuning | 27 |
| 4.2 Sostituzione di nomi propri e numeri con segnaposti. | 29 |
| 4.3 Ottimizzazione di Quest-GPT-2 | 30 |
| 4.4 Esplorare le impostazioni di generazione del testo di Quest-GPT-2 | 32 |
| 4.5 Rifiuto degli output di Quest-GPT-2 | 34 |
| 5. Valutazione di Quest-GPT-2 | 35 |
| 5.1 Progettazione dell'esperimento | 35 |
| 5.2 Materiali | 35 |
| 5.3 Partecipanti | 36 |
| 5.4 Misure | 37 |
| 5.5 Procedura | 38 |
| 5.6 Risultati | 39 |
| 5.7 Discussione | 41 |
| 6. Conclusioni e lavoro futuro | 44 |

Capitolo 1

introduzione

I giochi di ruolo (RPG) contengono vari compiti, comunemente noti come missioni, che i giocatori devono svolgere. Tali missioni sono tipicamente compiti di sfida espliciti, spesso guidati dalla narrazione, che di solito premiano il giocatore che li completa. Le missioni più intriganti al giorno d'oggi sono ancora scritte da persone, ma diventa difficile soddisfare la domanda sempre crescente di contenuti di gioco da parte dei giocatori, specialmente nei giochi open world e quelli che aderiscono al modello Games as a Service (GaaS) e quindi sono particolarmente affidamento sul coinvolgimento a lungo termine del giocatore.

Tuttavia, mancano gli approcci esistenti per creare missioni e le loro descrizioni procedurali; i generatori di missioni procedurali tradizionali escogitano descrizioni di missioni ripetitive e ripetitive. Nel frattempo, la ricerca sull'Intelligenza Artificiale (AI) ha prodotto nuovi potenti modelli di linguaggio per la generazione di testo con migliori capacità di narrazione computazionale. Uno di questi modelli è il Generative Pre-trained Transformer 2 (GPT-2), che si basa sull'architettura Transformer e ha dimostrato di produrre vari tipi di testi realistici simili a quelli umani con una qualità senza precedenti [Radford et al., 2019].

Questa tesi esplora le possibilità di utilizzare GPT-2 per generare automaticamente descrizioni delle missioni, ovvero brevi testi che spiegano la missione al giocatore dal punto di vista di un personaggio non giocabile (NPC) che fornisce missioni. Mentre il lavoro precedente ha studiato principalmente la generazione di quest nei giochi di testo, il nostro lavoro si concentra sui giochi 3D. Abbiamo convalidato la nostra variante del modello GPT-2 sia oggettivamente con perdita di addestramento e convalida, nonché punteggi di perplessità condizionale, sia soggettivamente tramite uno studio utente online.

Il nostro contributo è triplice: (i) un nuovo set di dati sulle missioni, un set di dati pubblicamente disponibile di 978 missioni da sei diversi giochi di ruolo; (ii) Quest-GPT-2, una variante che genera la descrizione delle missioni di GPT; e (iii) una tecnica per sostituire nomi e numeri propri con simboli segnaposto generici che

riduce la varianza nell'apprendimento e aiuta un modello linguistico a concentrarsi su informazioni rilevanti. Il nostro set di dati sulle missioni è stato reso disponibile all'indirizzo <https://github.com/svartinen/rpg-quest-data-set>.

capitolo 2

Sfondo

Questo capitolo inizia con una panoramica del contesto di ricerca più ampio: il campo della creatività computazionale. Successivamente, discutiamo alcuni pezzi importanti del lavoro precedente sui generatori di quest procedurali e determiniamo cosa si può imparare da essi. Successivamente, introduciamo GPT-2 e le sue capacità di produzione di testo in modo più dettagliato.

2.1 Creatività computazionale

Secondo Veale et al. [2019], la creatività computazionale è un campo di ricerca multidisciplinare che cerca di modellare, simulare o replicare la creatività umana attraverso metodi computazionali. Comprende aspetti di informatica, psicologia, scienze cognitive e antropologia sociale [Veale et al., 2019], tra gli altri campi, ma è anche considerato un sottocampo diretto della branca dell'informatica dell'intelligenza artificiale [Colton e Wiggins, 2012].

Alcuni dei primi notevoli contributi alla creatività computazionale sono stati attribuiti a Margaret Boden e al suo libro *La mente creativa* [1990]. Ha sostenuto che l'intelligenza artificiale può aiutarci a comprendere la mente umana e l'intuizione, portandoci a comprendere come evochiamo nuove idee: questa è la prospettiva cognitivo-sociale della creatività computazionale [Pérez y Pérez, 2018], la prima delle due principali prospettive sul campo. La seconda prospettiva principale è la prospettiva ingegneristico-matematica incentrata sulla costruzione di sistemi creativi [Pérez y Pérez, 2018], che è più rilevante per questa tesi, poiché stiamo costruendo un modello di intelligenza artificiale in grado di scrivere descrizioni di quest RPG.

Boden [1990] ha anche proposto due diversi livelli di creatività: creatività psicologica (creatività P) e creatività storica (creatività H). La creatività si verifica quando una persona ha un'idea o una combinazione

di idee che personalmente non hanno mai pensato prima. Al contrario, Hcreativity si applica solo quando un'idea è completamente originale: nessuno ha mai pensato a quell'idea prima nell'arco della storia umana [Boden, 1990]. Inoltre, Boden ha anche definito due ulteriori tipi di creatività che utilizzano la notazione degli spazi di ricerca AI: la creatività esplorativa, ovvero la ricerca di uno spazio concettuale per nuove idee con regole note, e la creatività trasformativa, ovvero l'espansione della ricerca di idee in aree invisibili dello spazio concettuale. formulando nuove regole per l'attraversamento.

Tuttavia, ci sono ancora alcuni seri problemi riguardanti la creatività computazionale anche se ci sono alcune definizioni concordate per la creatività stessa. In questo senso, Colton e Wiggins [2012] hanno identificato due problemi principali relativi al campo. In primo luogo, hanno affermato che i metodi iterativi per scrivere software a cui viene data sempre più libertà nei suoi output creativi sono ancora indefiniti. In secondo luogo, i due ricercatori hanno anche notato che dovrebbe esserci un modo scientifico soddisfacente per valutare i risultati creativi del software. Il lato positivo è che ci sono alcuni framework noti che tentano di porre rimedio a quest'ultimo problema: Lamb et al. [2018] hanno scritto una panoramica completa su molti di questi framework.

La creatività computazionale è stata applicata in molti domini associati a persone creative [Colton e Wiggins, 2012]. Questi includono la narrazione e il design di videogiochi, che insieme costituiscono il fondamento di questa tesi. Liapis et al. [2014] sono stati tra i primi ricercatori a esplorare la creatività computazionale nei giochi, sostenendo che i giochi avrebbero fornito una piattaforma interessante e sfaccettata per la ricerca sulla creatività computazionale, forse diventando anche la "killer app" per il settore. Liapis et al. [2014] lo ha giustificato presentando elementi visivi, audio, narrativa, meccaniche e regole di gioco, architettura dei livelli e gameplay come elementi costitutivi dei videogiochi che potrebbero essere implementati con un'intelligenza artificiale creativa. Negli ultimi anni, altri ricercatori hanno progettato agenti di intelligenza artificiale per implementare alcuni di questi elementi costitutivi: ad esempio, le varie iterazioni del sistema di game design ANGELINA [Cook e Colton, 2014; Cuoco e Smith, 2015; Cook et al., 2016a,b] sono stati usati per creare giochi completamente procedurali, coprendo più o meno estesamente tutti gli elementi costitutivi del gioco.

La combinazione di giochi e creatività computazionale non gioverebbe solo ai ricercatori del settore: la combinazione potrebbe anche servire gli interessi sia degli sviluppatori di giochi che dei giocatori. A tal fine, Ventura [2016] ha sostenuto che le IA creative potrebbero progettare sia contenuti di gioco che giochi completi, alleviando così il collo di bottiglia del creatore umano e facilitando esperienze di gioco personalizzate creando NPC credibili e complessi e contenuti su misura per il giocatore, migliorando così il giocatore esperienza.

2.2 Generatori di missioni procedurali

I generatori di quest procedurali sono tra le applicazioni più interessanti della creatività computazionale nei videogiochi. Tuttavia, relativamente pochi giochi commerciali presentano quest procedurali, il che implica che ci sono alcuni grossi problemi irrisolti nei generatori di quest procedurali esistenti. I metodi esistenti per la creazione di missioni procedurali potrebbero essere inferiori ai progettisti di missioni umane o troppo intensivi dal punto di vista computazionale per le applicazioni del mondo reale, ad esempio.

Ci sono stati diversi tentativi di progettare missioni procedurali: Calvin e Michael [2007] hanno realizzato un gioco sperimentale, *Charbitat*, incentrato su puzzle di chiavi e lucchetti generati proceduralmente, Pita et al. [2007] hanno costruito un framework per la creazione di missioni procedurali collegate dinamicamente per mondi persistenti con più giocatori, e Stocker e Alvin [2018] hanno progettato algoritmi per generare missioni non lineari basate su regole specifiche di implementazione e verbi e nomi in linguaggio naturale. Il lavoro più influente sulle missioni procedurali dei giochi di ruolo, tuttavia, è probabilmente il prototipo del generatore di missioni di Doran e Parberry [2011], che è stato ampliato da Breault et al. [2021] e il loro sistema Creation Of Novel Adventure Narrative (CONAN). Inoltre, l'approccio degli algoritmi genetici di Soares de Lima et al. [2019] rappresenta un tentativo più moderno di generazione di quest procedurali, che differisce dai tradizionali algoritmi di generazione delle missioni che costruiscono direttamente i grafici delle missioni. Presentiamo dapprima i tre lavori summenzionati in modo più dettagliato, e successivamente li colleghiamo al lavoro in questione. Infine, discutiamo anche del lavoro esistente che combina ricerche di videogiochi e modelli linguistici.

Doran e Parberry [2011] hanno analizzato la struttura delle missioni dei popolari giochi di ruolo MMO (Massively Multiplayer Online) per formulare il loro prototipo di generatore di missioni. Hanno osservato che le ricerche create dall'uomo hanno strutture comuni identificabili. Sulla base di queste strutture, hanno identificato nove categorie distinte per le motivazioni alla base degli NPC che danno missioni. Queste categorie rappresentano le preoccupazioni più importanti degli NPC: le missioni dovrebbero affrontare le preoccupazioni per apparire intenzionali, invece che casuali. Dal più al meno comune:

- Conquista: dominare con forza sugli altri
- Attrezzatura: procurare o riparare attrezzature
- Conoscenza: acquisire nuove informazioni, indipendentemente dai mezzi
- Protezione: proteggere gli altri o i beni dai nemici

- Serenità: sostenere la giustizia o la pace
- Reputazione: fare azioni impressionanti che rendono uno più famoso
- Ricchezza: vendere merce o procurarsi merce da vendere
- Comfort: migliorare le condizioni di vita
- Abilità: acquisire o migliorare abilità o attrezzature relative alle abilità

Doran e Parberry [2011] hanno anche definito da due a sette opzioni per gli obiettivi della ricerca per motivazione. Ad esempio, Conquest implica (i) attaccare un nemico o (ii) rubare qualcosa. Inoltre, ogni obiettivo può essere suddiviso in sequenze di semplici azioni: (i) richiede prima (1) di andare da un nemico e poi (2) di danneggiarlo; (ii) consiste in (1) andare all'oggetto obiettivo, (2) rubarlo, (3) tornare dall'NPC cliente e, infine, (4) dargli l'oggetto [Doran e Parberry, 2011].

L'implementazione del generatore di missioni di Doran e Parberry [2011] (backend Prolog, frontend Java) ha avviato il processo di creazione delle missioni con una motivazione NPC scelta dall'utente. Quindi, il loro generatore ha scelto un obiettivo di ricerca casuale da un elenco di possibili obiettivi per la motivazione selezionata e ha aggiunto le sue azioni in un albero binario. Per rendere più complesse le quest, le azioni casuali sono state ripetutamente sostituite con subquest che consistono nelle stesse azioni dell'obiettivo della quest originale [Doran e Parberry, 2011].

Doran e Parberry [2011] hanno eseguito solo una breve analisi matematica sul loro generatore di missioni; hanno notato che il loro approccio ha prodotto missioni uniche con un'alta probabilità, perché anche le foglie in alberi casuali sono uniche con un'alta probabilità. Hanno concluso che dovrebbe essere fatto più lavoro per valutare correttamente la qualità delle missioni prodotte rispetto a quelle scritte dall'uomo.

Bréault et al. [2021] hanno ampliato il lavoro di Doran e Parberry con il loro sistema CONAN. Miravano a produrre missioni infinite e coerenti con motivazioni credibili per i personaggi e molti corsi di azione alternativi per i giocatori. CONAN aveva bisogno di informazioni dettagliate su un mondo di gioco per funzionare: posizioni, NPC e le loro preferenze ponderate per azioni, mostri, oggetti e leggi che descrivono la logica interna del mondo di gioco [Breault et al., 2021]. Bréault et al. [2021] ha utilizzato una serie di agenti di pianificazione, uno per ogni NPC, come parte centrale di CONAN. Hanno avviato ogni agente con un problema di pianificazione specifico del personaggio con il proprio dominio e serie di vincoli e obiettivi. Durante la generazione delle missioni, il sistema ha selezionato il piano con il costo più basso come missione mostrata al giocatore [Breault et al., 2021].

Bréault et al. [2021] ha anche costruito un modulo di classificazione integrato che è stato utilizzato per valutare la diversità delle missioni generate da CONAN. IL

Il modulo classifica le missioni in categorie che corrispondono ai tipi di motivazione presentati da Doran e Parberry [Breault et al., 2021]. Bréault et al. ha creato due mondi di prova, uno piccolo e un altro grande, e ha permesso a CONAN di generare circa un migliaio di missioni per NPC per entrambi i mondi senza interferenze da parte del giocatore. Successivamente, hanno utilizzato il modulo di classificazione per classificare le missioni e hanno tracciato la distribuzione delle diverse motivazioni. Per il mondo più grande, tutte le motivazioni di ricerca erano presenti, mentre solo alcune di esse erano presenti nel mondo più piccolo [Breault et al., 2021]. Di conseguenza, Breault et al. [2021] ha sostenuto che la complessità delle missioni generate dipende dalla complessità del mondo di gioco e dalla quantità di informazioni sul mondo fornite a CONAN. Hanno concluso che il sistema può scrivere missioni che assomigliano a quelle scritte dall'uomo.

Soares de Lima et al. [2019] si è avvicinato alla generazione delle missioni con una tecnica diversa. Hanno usato algoritmi genetici, che sono euristiche di ricerca ispirate a quelle di Charles Darwin *la sopravvivenza del più forte* concetto. Togelius et al. [2011] hanno fornito una panoramica di questi algoritmi nella generazione di contenuti di gioco. L'implementazione degli algoritmi da parte di Soares de Lima et al. [2019] utilizza una funzione di fitness che ha valutato le missioni in base a quanto le loro trame assomigliassero a un arco narrativo desiderato: la funzione di fitness ha ricevuto una serie di simboli che denotano aumenti o cadute di tensione in l'arco narrativo, ha convertito i simboli in una rappresentazione numerica e ha confrontato l'arco narrativo con la trama desiderata utilizzando l'errore quadratico medio. Soares de Lima et al. utilizzato il crossover a punto singolo standard.

Soares de Lima et al. [2019] ha eseguito un piccolo studio sugli utenti per valutare le missioni prodotte dall'implementazione del loro generatore di missioni. L'implementazione è stata adattata al proprio gioco di ruolo 2D a tema zombi [Soares de Lima et al., 2019]. I ricercatori hanno generato tre missioni per il gioco con il loro algoritmo e hanno commissionato lo stesso numero di missioni a un game designer professionista. Successivamente, hanno chiesto a 34 studenti di giocare e completare le sue sei missioni. Dopo aver completato una ricerca, gli studenti hanno deciso se la ricerca è stata progettata da un essere umano o da un algoritmo in stile Turing. Complessivamente, l'accuratezza delle decisioni è stata del 49,02%, che è vicina all'accuratezza della scelta casuale del 50%, il che significa che le missioni progettate dall'uomo e prodotte dall'algoritmo erano praticamente indistinguibili [Soares de Lima et al., 2019].

Da un lato, le passate implementazioni dei generatori di quest procedurali forniscono preziose conoscenze su come progettare un'architettura per un generatore di quest. Il lavoro di Doran e Parberry [2011] descrive in grande dettaglio diverse strutture di ricerca e la nozione di Breault et al. [2021] sulle preferenze dei personaggi

integra bene il lavoro di Doran e Parberry. Inoltre, l'approccio degli algoritmi genetici di Soares de Lima et al. [2019] potrebbe potenzialmente essere utilizzato per distillare un piccolo numero di missioni di alta qualità da un'ampia raccolta di missioni candidate.

D'altra parte, ci sono problemi relativi ai generatori di missioni procedurali esistenti che giustificano un lavoro futuro. In primo luogo, il generatore di quest di Doran e Parberry [2011] produce solo quest lineari: non può produrre quest con linee d'azione alternative. Questo vale anche per CO-NAN di Breault et al. [2021]. Tuttavia, Stocker e Alvin [2018] hanno fornito una possibile soluzione a questo problema. In secondo luogo, l'approccio di Soares de Lima et al. [2019] è faticoso dal punto di vista computazionale: il calcolo di una singola ricerca richiede alcuni minuti anche con varie ottimizzazioni. In terzo luogo, tutti e tre i lavori avrebbero potuto essere valutati in modo più esaustivo: Doran e Parberry [2011] hanno eseguito solo alcune analisi matematiche, Breault et al. [2021] ha realizzato una simulazione su piccola scala e l'ha utilizzata per determinare le capacità del loro generatore di missioni, e lo studio sugli utenti di Soares de Lima et al. [2019] aveva una piccola dimensione del campione e poche ricerche da valutare. In effetti, la maggior parte dei lavori sui generatori di missioni procedurali sembra fare affidamento su simulazioni e confronti con missioni di giochi esistenti nella valutazione delle missioni invece di utilizzare giocatori umani come valutatori, anche se le missioni dei videogiochi dovrebbero essere vissute dalle persone. Infine, i generatori di quest tradizionali non si occupano di una narrazione scritta dettagliata: esistono generatori di storie autonomi (si veda la panoramica di Gervás [2009]), ma sono stati utilizzati principalmente per creare storie interattive, non descrizioni di quest per videogiochi. la maggior parte dei lavori sui generatori di missioni procedurali sembra fare affidamento su simulazioni e confronti con missioni di giochi esistenti nella valutazione delle missioni invece di utilizzare giocatori umani come valutatori, anche se le missioni dei videogiochi dovrebbero essere vissute dalle persone. Infine, i generatori di quest tradizionali non si occupano di una narrazione scritta dettagliata: esistono generatori di storie autonomi (si veda la panoramica di Gervás [2009]), ma sono stati utilizzati principalmente per creare storie interattive, non descrizioni di quest per videogiochi. la maggior parte dei lavori sui generatori di missioni procedurali sembra fare affidamento su simulazioni e confronti con missioni di giochi esistenti nella valutazione delle missioni invece di utilizzare giocatori umani come valutatori, anche se le missioni dei videogiochi dovrebbero essere vissute dalle persone. Infine, i generatori di quest tradizionali non si occupano di una narrazione scritta dettagliata: esistono generatori di storie autonomi (si veda la panoramica di Gervás [2009]), ma sono stati utilizzati principalmente per creare storie interattive, non descrizioni di quest per videogiochi.

Pochi ricercatori hanno esplorato le possibilità di applicare modelli linguistici alla generazione di quest nei giochi di testo. In primo luogo, Ammanabrolu et al. [2019] ha utilizzato GPT-2 per creare sequenze di azioni per le missioni. In secondo luogo, Freiknecht ed Effelsberg [2020] hanno creato una storia interattiva che utilizzava GPT-2 per scrivere la storia e generare azioni che potevano essere intraprese ad ogni turno. Pertanto, l'utilizzo di un modello linguistico per scrivere le descrizioni delle missioni nei giochi 3D non è al di là delle possibilità. I giochi 3D non hanno bisogno di descrivere dettagli ambientali, oggetti e personaggi in modo meticoloso e completo come i giochi di testo, il che a sua volta li rende più resistenti alle limitazioni (ad esempio dimenticando i dettagli più fini) dei modelli di intelligenza artificiale che generano testo. Complessivamente, i giochi 3D hanno più livelli di descrizione, come immagini e testo, che possono supportarsi a vicenda,

Tabella 2.1: Varianti OpenAI ufficiali di GPT-2,
prende il nome dal conteggio dei parametri

| Varianti GPT-2 |
|----------------|
| GPT-2-124M |
| GPT-2-355M |
| GPT-2-774M |
| GPT-2-1.5B |

2.3 Trasformatore generativo pre-addestrato 2

GPT-2 [Radford et al., 2019] è un modello linguistico di generazione di testo di OpenAI, una società specializzata nella ricerca sull'intelligenza artificiale. Il modello ha quattro varianti ufficiali di dimensioni diverse, come illustrato nella Tabella 2.1. È il successore di GPT-1 [Radford et al., 2018] e il predecessore di GPT-3 [Brown et al., 2020].

Tutte e tre le iterazioni di GPT si basano sul modello Transformer [Radford et al., 2018, 2019; Marrone et al., 2020]. Il trasformatore, progettato da Vaswani et al. [2017], è un modello di linguaggio codificatore-decodificatore basato sulla meccanica dell'attenzione. In generale, i codificatori trasformano i dati di input di lunghezza variabile in mappe di caratteristiche di dimensioni fisse, mentre i decodificatori tentano di trasformare nuovamente le mappe in presunti input. I meccanismi di attenzione, tuttavia, si riferiscono alla valutazione dell'importanza di ciascun dato di input. Più specificamente, il trasformatore utilizza l'auto-attenzione, in cui ogni parola di input è riferita ad altre parole possibilmente correlate nello stesso input [Vaswani et al., 2017]. Questo approccio stabilisce collegamenti tra parole correlate, come nomi e pronomi.

Formalmente, ogni parola di input viene tradotta in un'incorporamento vettoriale. Gli incorporamenti di parole vengono moltiplicati per tre diverse matrici di peso che vengono apprese durante l'allenamento. A causa di queste matrici, ecco tre distinte rappresentazioni di una parola: una query, un valore e una chiave. Vaswani et al. [2017] ha definito la componente primaria dell'auto-attenzione, ovvero l'attenzione del prodotto scalare mostrata nella Figura 2.1, utilizzando queste rappresentazioni:

$$\text{Attenzione}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{D_K}\right)V,$$

Dove Q rappresenta una matrice di query, K denota una matrice chiave, V rappresenta una matrice di valori, e D_K è la dimensione delle chiavi e dei valori. Inoltre, Vaswani et al. ha scoperto che era vantaggioso proiettare le query, le chiavi e i valori linearmente in parallelo, come mostrato nella Figura 2.1. Questo è

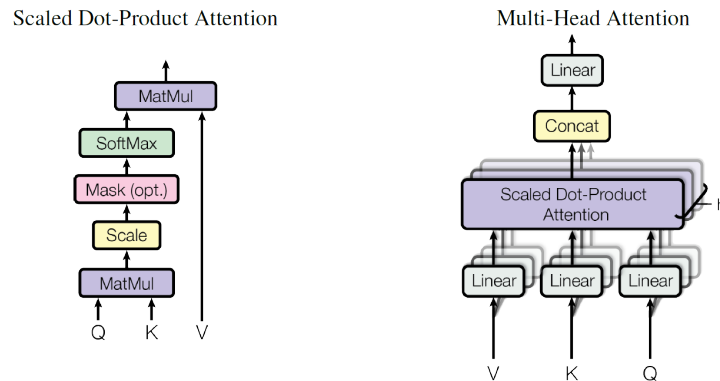


Figura 2.1: Auto-attenzione (immagine da Vaswani et al. [2017])

riflesso nella definizione completa di auto-attenzione

$$\text{Multitesta}(Q, K, V) = \text{Concat}(\text{testa}_1, \dots, \text{Testa}_H) W_O,$$

$$\text{Testa}_{io} = \text{Attenzione}(QW_{QO}, KW_{K_{io}}, VW_{V_{io}}),$$

Dove H è il numero di livelli di attenzione paralleli, e $W_Q \in \mathbb{R}^{D_{modello} \times D_K}$, $W_K \in \mathbb{R}^{D_{modello} \times D_K}$, $W_V \in \mathbb{R}^{D_{modello} \times D_V}$, $W_O \in \mathbb{R}^{hd_v \times D_{modello}}$.

I modelli GPT utilizzano solo blocchi di decodifica a differenza del Transformer originale [Radford et al., 2018, 2019; Marrone et al., 2020]. La versione GPT-2 di questa architettura solo decodificatore è illustrata nella Figura 2.2. Le architetture di solo decodificatore si adattano ai modelli linguistici di generazione di testo, perché si sospetta che codificatori e decodificatori apprendano informazioni ridondanti in attività linguistiche monolingue [Liu et al., 2018]. Come ulteriore vantaggio, Liu et al. [2018] affermano che le architetture solo decodificatore possono gestire coppie input-output più lunghe rispetto ai decodificatori encoder completi.

La famiglia GPT e altri modelli linguistici all'avanguardia differiscono notevolmente nelle loro procedure di addestramento: i modelli GPT vengono addestrati con una raccolta diversificata di dati testuali non etichettati e, facoltativamente, ottimizzati con un piccolo set di dati etichettati specifici per attività dati sull'allenamento successivi [Radford et al., 2018; Vaswani et al., 2017]. Radford et al. [2018] ha definito questo tipo di allenamento senza supervisione *pre-formazione generativa*. Hanno anche dimostrato che il pre-addestramento consente a un modello linguistico di acquisire una notevole quantità di conoscenza comune e stabilire dipendenze a lungo raggio, o in altre parole, memoria a lungo termine. I modelli pre-addestrati possono completare alcune attività specifiche con buoni risultati anche senza messa a punto, anche se hanno prestazioni migliori se ricevono una messa a punto specifica per attività [Radford et al., 2018].

I modelli di linguaggio GPT differiscono principalmente l'uno dall'altro in termini di scala: GPT-2 ha dieci volte più parametri di GPT-1, mentre GPT-3 ha oltre

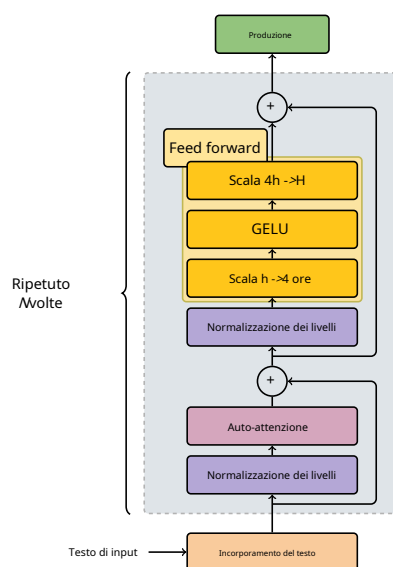


Figura 2.2: Architettura GPT-2 (basata su Radford et al. [2019]), le varianti del modello utilizzano 12, 24, 36 o 48 come valore di N

cento volte più parametri rispetto a GPT-2 [Radford et al., 2018, 2019; Marrone et al., 2020]. I tre modelli avevano anche diversi set di dati di pre-addestramento: GPT-1 è stato addestrato sul set di dati BookCorpus (7.000 libri non pubblicati di vari generi) [Radford et al., 2018], GPT-2 ha utilizzato il set di dati Web-Text (otto milioni di documenti web) [Radford et al., 2019], GPT-3 ha ricevuto una raccolta di Common Crawl (corpus di dati web: pagine web non elaborate, metadati, estratti di testo), WebText2 (una versione ampliata di Web-Text), Books1 (un corpora di libri), Books2 (un altro corpora di libri) e Wikipedia (articoli estratti da Wikipedia in inglese) set di dati (499 miliardi di token, ovvero sottoparole, in totale) [Brown et al., 2020].

Ricordare la creatività computazionale, i modelli di scala e i set di dati di pre-addestramento sempre più grandi sembra fornire almeno una risposta parziale al primo grande problema di Colton e Wiggins [2012], ovvero come scrivere software creativo in modo più indipendente in modo iterativo. I modelli GPT più grandi non necessitano di una messa a punto così ampia come quelli più piccoli. Ciò è evidente dalle capacità di apprendimento zero-shot dei modelli GPT: più grande è il modello, più performante è nell'apprendimento zero-shot [Brown et al., 2020], ovvero l'apprendimento da istruzioni in linguaggio naturale senza esempi espliciti.

Questa tesi utilizza GPT-2 per vari motivi. In primo luogo, il modello è stato adattato alla produzione di testo basata su prompt di input, a differenza di GPT-1 [Radford et al., 2018, 2019]. Inoltre, varianti ancora più piccole di GPT-2 dovrebbero generare un testo più coerente rispetto a GPT-1 a causa del loro pre-addestramento più ampio

set di dati e miglioramenti architetturali minori. In secondo luogo, GPT-2 ha dimostrato di generare frasi simili a quelle umane in modo più convincente rispetto a vari altri modelli linguistici, il che lo rende un modello interessante da studiare anche se non è al livello di GPT-3. Rispetto a GPT-3, GPT-2 è open source, mentre GPT-3 è disponibile solo tramite l'API OpenAI, rendendo impossibile per molti ricercatori la messa a punto specifica dell'attività. Inoltre, OpenAI ha consentito solo a pochi selezionati ricercatori e partner commerciali di accedere all'API per limitare l'uso improprio del modello [Brockman et al., 2020]. Anche se l'API fosse disponibile gratuitamente, i costi di gestione dell'utilizzo dell'API sarebbero elevati, in genere migliaia di dollari USA. Ad esempio, i costi di [Filosofo A.I](#) sono stati stimati a 4.000 USD al mese [He, 2020].

GPT-2 è stato utilizzato per produrre con successo vari tipi di testo: poesie che non possono essere distinte accuratamente da quelle scritte dall'uomo [Köbis e Mossink, 2021], ricette di cucina [Lee et al., 2020] e persino un intero libro simile a un diario da uno scrittore di intelligenza artificiale che può essere descritto come altamente paranoico dalle persone [Agafonova et al., 2020]. Questi esempi dimostrano la natura agnostica del dominio del modello, fornendo così credito alle affermazioni dei suoi creatori [Radford et al., 2019] sulla generalità del compito. Inoltre, gli esempi mostrano anche le capacità di creatività computazionale del modello; in particolare, mostrano che GPT-2 può essere utilizzato per scrivere attività che possono essere considerate creative da osservatori umani.

Utilizzando le definizioni di creatività di Boden [1990], sembra che GPT-2 possa essere utilizzato per produrre testo che è P-creativo con un'alta probabilità quando si utilizza una buona strategia di campionamento delle parole. Una strategia di campionamento scadente, tuttavia, porta a parti di testo ripetitive e non originali. La creatività H di GPT-2, al contrario, è molto più difficile da verificare, ma è ancora plausibile che i modelli possano produrre una combinazione invisibile di idee dato il suo ampio set di dati pre-addestramento. Tuttavia, la creatività H diminuisce nel tempo e alla fine raggiunge lo zero, se il modello non riceve continuamente nuovi dati di addestramento: la creatività del modello è vincolata dai dati che ha visto.

capitolo 3

Insieme di dati di addestramento

Mentre GPT-2 è noto per essere in grado di produrre buoni risultati in alcune attività di creazione di testo pronte all'uso [Radford et al., 2019], il modello richiede una messa a punto per generare descrizioni delle missioni. È dubbio che il set di dati utilizzato per pre-addestrare GPT-2 contenga una quantità sufficiente di esempi di quest per facilitare la generazione di quest di alta qualità senza ulteriore messa a punto basata su un set di dati separato e specializzato.

Come contributo di questa tesi, il nostro set di dati di ricerca viene pubblicato insieme alla tesi affinché altri ricercatori possano adottarlo e potenzialmente estenderlo nei loro progetti.

3.1 Raccolta dei dati

La messa a punto di un modello linguistico può richiedere alcune migliaia di esempi per produrre buoni risultati, a seconda dell'attività e delle dimensioni del modello. Ad esempio, è stato dimostrato che GPT-2-774M richiede circa 5.000 campioni di testo, durante la messa a punto del modello per le attività di continuazione del testo [Ziegler et al., 2019]. Pertanto, la raccolta di missioni da più giochi di ruolo è necessaria per ottenere un set di addestramento sufficientemente ampio, supponendo che le missioni non possano ancora essere create automaticamente con una qualità sufficiente o create a mano entro un lasso di tempo ragionevole. Inoltre, è più probabile che i giochi di ruolo di diverse serie di giochi abbiano stili distinti di scrittura delle missioni, il che a sua volta significa che l'utilizzo di esempi da una serie di giochi potrebbe consentire a un modello linguistico di apprendere anche più stili di scrittura delle missioni, a condizione che ci siano esempi sufficienti. . A differenza dei normali giochi di ruolo, *Mondo di Warcraft* [Blizzard Entertainment, 2004] contiene oltre 30.000 missioni, ad esempio. Come svantaggio, le missioni in tali MMO sono più semplici nella struttura e meno varie rispetto alle loro controparti RPG: le missioni sono per lo più trattate come lavoro impegnativo per il giocatore

Tabella 3.1: Il set di dati delle missioni (978 missioni)

| Gioco | Reperimento | Missioni |
|--|--|----------|
| Porta di Baldur[Bioware, 1998] | raccolti (file di gioco) | 100 |
| Baldur's Gate II: Ombre di Amn[Bioware, 2000] | raccolti (file di gioco) | 94 |
| The Elder Scrolls IV: L'oblio[Bethesda Game Studios, 2006] | raccolti (file di gioco) | 215 |
| The Elder Scrolls V: Skyrim[Bethesda Game Studios, 2011] | raccolti (file di gioco) | 389 |
| Minecraft[Mojang Studios, 2011] | scritto dall'autore | 100 |
| Fiaccolata II[Giochi runici, 2012] | raccolti [van Stegeren e Theune, 2020] | 80 |

progressione del personaggio, al contrario di veicoli per giochi di ruolo o avvincenti avventure ricche di storia. Pertanto, l'utilizzo di sole missioni MMO nel set di addestramento avrebbe probabilmente un impatto negativo sulla qualità delle missioni prodotte da GPT-2.

Esistono due tecniche principali per ottenere i testi dei videogiochi: (i) estrarre il testo direttamente dai file di gioco e (ii) estrarre il testo da fonti online non ufficiali e curate dai fan, come notato da van Stegeren e Theune [2020]. Tuttavia, gli esempi di testo dei videogiochi sono difficili da ottenere: i file di gioco sono spesso compressi utilizzando formati di file proprietari scarsamente documentati se non crittografati, mentre le fonti scritte dai fan, come i wiki online, in genere parafrasano solo i contenuti dei testi di gioco, ad es. dialogo dei personaggi, invece di documentare direttamente tali testi così come appaiono ai giocatori. Inoltre, i wiki online e altre fonti non ufficiali potrebbero contenere missioni fabbricate dai fan del gioco.

Di conseguenza, abbiamo (i) selezionato alcuni giochi di ruolo noti per missioni ben scritte, fan wiki di qualità relativamente elevata e scene di modding attive, e (ii) estratto i testi delle missioni direttamente dai file di gioco con strumenti di modding utilizzando le sezioni delle missioni di fan wiki come guide. In sostanza, i fan wiki di alta qualità rendono più facile trovare i dati delle missioni all'interno dei file di gioco, mentre gli strumenti di modding consentono di eludere i problemi relativi ai formati dei file e alla crittografia.

Per arrivare a un set di dati sufficientemente ampio di missioni varie e complesse, abbiamo raccolto un totale di 878 esempi di quest da diversi giochi di ruolo nel nostro set di addestramento con la discussa strategia di raccolta delle missioni, come illustrato nella Tabella 3.1. Tutto sommato, i giochi elencati hanno ambientazioni fantasy medievali: concentrarsi su un'ambientazione dovrebbe migliorare la qualità dei risultati del modello, ma limita anche lo spazio generativo del modello.

Abbiamo raccolto le missioni nel modo seguente. Innanzitutto, le missioni da *Porta di Baldur I-II* sono stati estratti identificando prima gli NPC che danno la missione leggendo il file [Baldur's Gate Wikidescrizioni delle missioni](#), quindi cercare e selezionare i relativi file di dialogo del gioco con [Vicino all'infinito](#), un browser e

Tabella 3.2: Ingredienti delle missioni riconosciuti

| Ingrediente della ricerca | Descrizione | Essenziale |
|---------------------------|---|------------|
| Datore di missioni | La persona che dà la ricerca al giocatore | SÌ |
| Obbiettivo | L'obbiettivo generale della ricerca | SÌ |
| Compiti | Le azioni che devono essere compiute per raggiungere l'obbiettivo della | SÌ |
| Località delle attività | ricerca I luoghi in cui è possibile completare le attività | NO |
| Premi | Le ricompense assegnate al giocatore al completamento dell'obbiettivo della | NO |
| Fatti | missione Fatti importanti relativi alla missione | NO |
| Elementi | Oggetti importanti legati alla quest Personaggi | NO |
| Caratteri | importanti legati alla quest Alcuni luoghi secondari | NO |
| Luoghi | legati alla quest Gruppi importanti, ad esempio | NO |
| Gruppi | fazioni, legati alla quest Nemici che il giocatore dovrà | NO |
| Nemici | affrontare durante la quest | NO |
| Descrizione | La descrizione della missione mostrata al giocatore; utilizza gli altri ingredienti della ricerca | SÌ |

software di editor per giochi che utilizzano il motore di gioco Infinity e, infine, utilizzando i relativi dialoghi per costruire descrizioni di missioni adeguate. In secondo luogo, gli scheletri per *The Elder Scrolls IV–V* le missioni sono state prima raschiate dal file [Pagine non ufficiali di Elder Scrolls](#) in formato JSON: ogni missione conteneva informazioni su obbiettivo, luoghi, quest giver e ricompensa. Le descrizioni delle missioni finali sono state quindi formulate leggendo i relativi file di gioco con entrambi [Set di costruzioni The Elder Scrolls](#) (*The Elder Scrolls IV*) o il [Kit di creazione](#) (*The Elder Scrolls V*). Infine il *Fiaccolata III* le missioni originariamente raccolte da van Stegeren e Theune [2020] erano in formato .csv con i seguenti campi: relatore (quest-giver), testo, tipo di dialogo, nome della missione visto nel gioco, nome della missione nei dati di gioco, file della missione, tipo di altoparlante, file dell'unità e testo della ricerca non elaborato. Abbiamo convertito queste missioni nel nostro schema JSON (Appendice A), le abbiamo ripulite e abbiamo aggiunto eventuali informazioni pertinenti mancanti, come le descrizioni dei personaggi archetipici.

Inoltre, abbiamo aumentato il set di dati delle missioni con cento scritti manualmente *Minecraft* ricerche per sperimentare le capacità di generalizzazione del modello, come si vede nella Tabella 3.1. Avere alcune missioni di esempio che catturano gli aspetti interessanti e unici di *Minecraft* dovrebbe consentire al modello messo a punto di esprimere anche questi aspetti. Con l'inclusione di *Minecraft* missioni, il set di dati delle missioni comprende 978 missioni. Questo numero di missioni dovrebbe essere adeguatamente grande per la messa a punto di GPT-2-1.5B (rispetto a GPT-774M e 5.000 esempi come menzionato), perché i testi delle missioni sono relativamente lunghi e i modelli più grandi basati su GPT sono migliori a pochi colpi apprendimento [Brown et al., 2020], ovvero apprendono modelli e tendenze da un minor numero di esempi.

ogia del racconto popolare[1968]. Ad esempio, le definizioni di Propp di vari tipi di spedizionieri, ad esempio quest-givers, e archetipi di personaggi presentano somiglianze con le nostre. Sfortunatamente, la maggior parte delle analisi narrative affrontano le missioni come funzioni degli eventi dall'inizio alla fine, mentre noi siamo più interessati a descrivere l'inizio di una ricerca in grande dettaglio.

L'ultimo pezzo del puzzle è il formato dei dati di addestramento. Il modo in cui le informazioni sono disposte in un modello linguistico è cruciale: pezzi di testo di input semanticamente equivalenti potrebbero produrre risultati molto diversi, perché alcuni formati di testo probabilmente si sinergizzano meglio con i dati di pre-addestramento del modello rispetto ad altri. Abbiamo ideato tre distinti formati testuali, ad esempio formati di metadati delle missioni, per rappresentare le missioni tramite i loro ingredienti: un formato altamente strutturato che assomiglia a XML, in seguito denominato *Simile a XML*, UN *semplice* formato a cui si ispira *dramatis personae*, cioè elenchi di personaggi in commedie e sceneggiature di film, e, infine, un formato che si legge come una piccola storia, soprannominata *narrativo*. La Fig. 3.1 mostra un esempio di ricerca, *Edwin e Dynaheir da Porta di Baldur*, in questi tre formati. Il primo formato, *Simile a XML* è adottato dal lavoro di Lee [2020], che ha utilizzato con successo un formato basato su metadati strutturati simili per generare rivendicazioni di brevetto con GPT-2.

Abbiamo anche ideato una rappresentazione JSON generica per archiviare le nostre missioni in modo organizzato (Appendice A). Questa rappresentazione è stata utilizzata per ricavare dati di addestramento testuale nei tre formati di metadati di quest discussi. L'archiviazione delle missioni in un formato ben noto consente inoltre ad altri ricercatori di adottare, analizzare e potenzialmente convertire la nostra raccolta di missioni.

3.3 Trattamento dei dati

Durante la raccolta del set di dati della ricerca, le missioni candidate sono state valutate dall'autore in base ai seguenti criteri:

- La novità e l'interesse della narrazione e del contenuto [Gervás, 2009].
- L'esistenza di obiettivi chiaramente definiti.
- La lunghezza della descrizione della missione: descrizioni troppo brevi potrebbero non contenere tutti gli ingredienti della missione richiesti, mentre descrizioni troppo lunghe potrebbero superare la finestra di contesto di GPT-2, facendo sì che il modello dimentichi alcuni degli ingredienti della missione.

Alcuni candidati non soddisfacevano uno o più criteri e di conseguenza sono stati esclusi. Altre missioni hanno soddisfatto questi criteri solo in misura limitata e sono state di conseguenza modificate manualmente. Più in dettaglio, le missioni sono di solito

consegnato attraverso un dialogo tentacolare tra il giocatore e il quest-giver, non linearmente attraverso pezzi di testo monolitici. Di conseguenza, i dettagli come le ricompense delle missioni vengono comunemente discussi dopo che il giocatore ha già completato la missione; abbiamo dovuto apportare alcune modifiche tese per inserire le ricompense nelle descrizioni delle missioni. Inoltre, alcune missioni candidate sono state suddivise in più missioni nel set di dati delle missioni: queste candidate o (i) coinvolgevano il donatore della missione che indirizzava il giocatore verso un altro NPC, o (ii) avevano percorsi distinti che il giocatore poteva seguire a seconda della loro in -azioni di gioco.

capitolo 4

Sviluppo di Quest-GPT-2

Per mettere a punto GPT-2 in uno scrittore di missioni capace, Quest-GPT-2, l'utilizzo di una formattazione delle missioni efficiente è di fondamentale importanza. L'esempio di generazione del testo in Fig. 4.1 mostra che GPT-2 può generare alcune descrizioni di quest brevi e rudimentali anche senza messa a punto, se si forniscono pochi esempi di quest nel testo di input. Tuttavia, le descrizioni delle missioni in genere incorporano molti piccoli elementi, come la conoscenza del mondo, nonché le relazioni tra i personaggi e gli archetipi. È difficile incorporare questi elementi in alcuni esempi di ricerca nell'input, soprattutto considerando il fatto che la finestra di contesto, o memoria a breve termine, di GPT-2 contiene solo 1.024 token, ovvero set di caratteri codificati a coppie di byte.

```
obiettivo: luogo: quest giver: creepers
ricompensa: un'ascia di diamante
UNmacellaio

description : I rampicanti hanno conquistato i boschi ! I cacciatori non possono procurarmi selvaggina! Uccidi tutti i rampicanti! Ti
ricompenserò con un'ascia di diamante.

obiettivo: salvare gli abitanti del villaggio da una strega
posizione: a villaggio
quest giver : ricompensa: 16 del villaggio
smeraldi
descrizione : una strega tiene prigionieri i miei compaesani . Qualcuno dovrebbe salvarli! Viaggiatore, se hai svolto questo compito per me,
ti do 16 smeraldi.

obiettivo : luogo : uccidi tutte le grotte di
quest giver : zombi
un abitante del villaggio
ricompensa : 32 carote d'oro
descrizione: Gli zombi sono assetati di sangue! Uccidi tutti gli zombi! Ti ricompenserò con 32 carote d'oro.
```

Figura 4.1: Un semplice esempio di generazione di quest con (non perfezionato) [GPT-2-774M](#), quando si forniscono alcune missioni come input (output in grassetto)

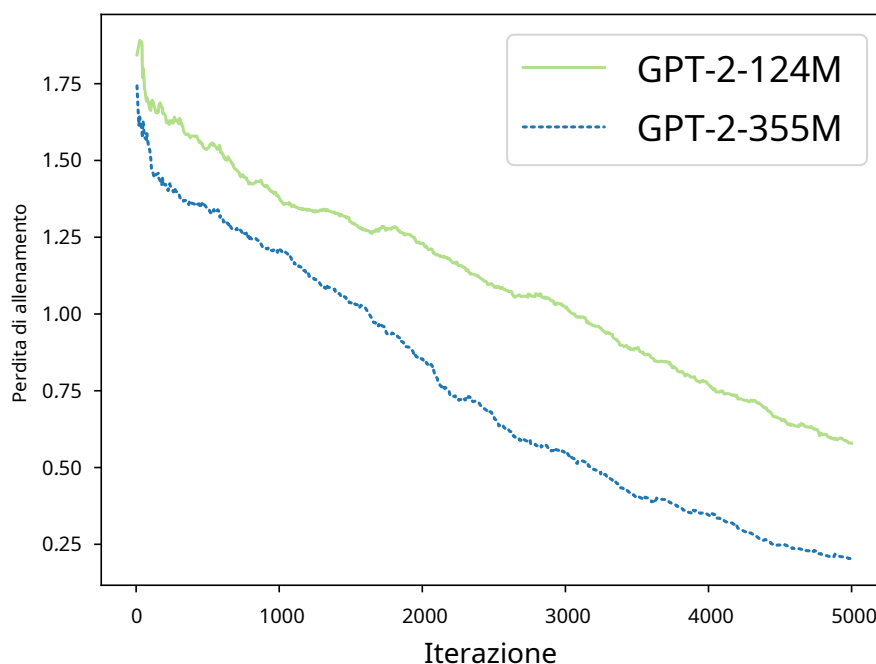


Figura 4.2: Primi esperimenti di messa a punto con le missioni mostrate nella Tabella 3.1, medie mobili della perdita di entropia incrociata

4.1 Esperimenti preliminari di messa a punto

Abbiamo iniziato il processo di messa a punto con una serie di piccoli esperimenti rapidi su una GPU Nvidia GTX 1070 da 8 GB con le due varianti di modello più piccole di GPT-2: GPT-124M e GPT-355M. Abbiamo utilizzato il *Simile a XML* formato dei metadati di ricerca in questi primi esperimenti. Abbiamo messo a punto i due modelli utilizzando lo script di addestramento di [il fork di @nshepperd](#) della versione ufficiale di OpenAI GPT-2 Github. Abbiamo utilizzato le impostazioni predefinite dell'ottimizzatore di @nshepperd, ovvero l'ottimizzatore Adam con un tasso di apprendimento iniziale di $2 \cdot 10^{-5}$ e una dimensione batch pari a uno, perché dimensioni batch maggiori generavano eccezioni di memoria insufficiente con 8 GB di VRAM. La Fig. 4.2 mostra le perdite di allenamento medie per l'ultimo esperimento iniziale. Inoltre, la Fig. 4.3 mostra la generazione delle descrizioni delle missioni con i modelli ottimizzati della Fig. 4.2. La Fig. 4.3a raffigura uno schema di quest di input, cioè gli ingredienti di quest in un certo formato di metadati di quest senza il testo per la descrizione della quest, e la Fig. 4.3b e la Fig. 4.3c mostrano le corrispondenti descrizioni di output di quest selezionate casualmente.

Abbiamo fatto alcune piccole osservazioni tra aggiustamenti e ripetizioni di questa configurazione. In primo luogo, se i caratteri non sono stati esplicitamente

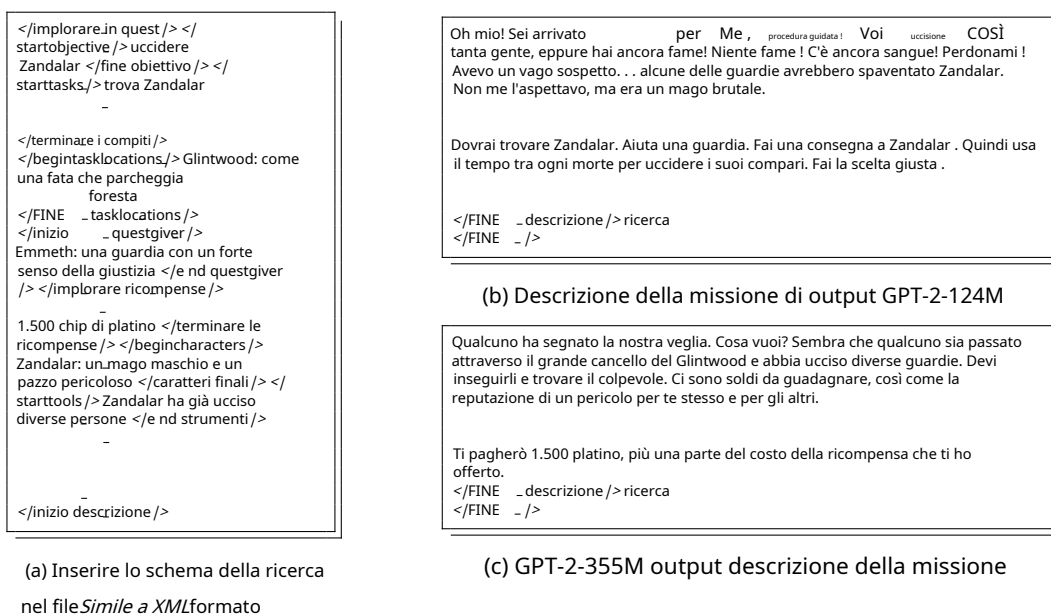


Figura 4.3: Un esempio di generazione di quest con i modelli della Fig. 4.2, esempi selezionati casualmente generati con [aibtextgen](#) utilizzando il suo valore predefinito

impostazioni di generazione

dered nei metadati, entrambe le varianti impiegate di GPT-2 potrebbero scegliere un genere binario o alternare casualmente pronomi maschili o femminili. Questo comportamento è stato corretto includendo esplicitamente i sessi dei personaggi nelle loro descrizioni negli esperimenti successivi. In secondo luogo, entrambi i modelli hanno mostrato segni di adattamento eccessivo in tutti gli esperimenti: l'utilizzo di una strategia come l'arresto anticipato dovrebbe migliorare la qualità soggettiva delle descrizioni delle missioni generate.

Da un lato, questi primi esperimenti si sono dimostrati promettenti per la generazione di descrizioni di missioni relativamente coerenti, e persino di missioni complete, quando si fornisce il `</iniziare la ricerca />` token come input. D'altra parte, le descrizioni generate non sempre comprendono tutti gli ingredienti della ricerca dello schema della ricerca di input e le entità potrebbero essere trattate in modo errato. La cosa più sorprendente è che un personaggio a cui si fa riferimento più volte in una descrizione della missione potrebbe apparire come diverse persone separate nella descrizione della missione in uscita. Quando si confrontano le due varianti GPT-2 di dimensioni diverse, il GPT-2-355M più grande ha prodotto descrizioni delle missioni notevolmente più coerenti rispetto al GPT-2-124M più piccolo, trasmettendo anche gli ingredienti dei contorni delle missioni di input nelle descrizioni delle missioni di output in modo più completo. Inoltre, la perdita di entropia incrociata per il GPT-2-355M più grande converge notevolmente più velocemente verso lo zero rispetto alla perdita per il GPT-2-124M più piccolo.

```

</inizio _ricerca />
</inizio _obiettivo />
killc ha racter </fine _0
obiettivo /> </inizio
    _compiti />
Trovare _carattere 0 _
</FINE _compiti />
</inizio _tasklocations />
a ovest di 0 , vicino allo gnollst rongho ld </endtasklocations /> </
startquestgiver />_

questgiver : un mago pomposo </e nd
questgiver /> </implorare ricompense />

un anno di servizi di questgiver come mago </terminare le ricompense /> </
begincharacters />

c ha racter 0 : attrae r ous </caratteri finali /> strega femmina
> </inizio_
    _posizioni /> 0: una
posizione _città
</ubicazioni finali /> </
starttools /> NESSUNO

</e nd strumenti />
</inizio descrizione />
Sono que stgiver „un mago , e ho bisogno di te ! ( Sì , andranno bene . ) Vorrei che tu uccidessi una strega , la strega personaggio
0 . È infida, ma con la tua partecipazione non prevedo alcuna difficoltà. L'ultima volta che ho sentito parlare di lei, stava viaggiando
a ovest di 0 , vicino alla gnollst rongho ld che si trova lì. Aiuterai?

Il premio che offro sarebbe sicuramente oltre misura nella tua scarsa comprensione. Il tuo pagamento sarà di un anno dei miei
servizi come mago . Sono sicuro che sarai d'accordo sul fatto che la mia guida sarà molto più preziosa di qualsiasi somma di denaro.

</FINE _descrizione /> ricerca
</FINE _ />

```

Figura 4.4: Un esempio di quest nel *Simile a XML* formato con *testo segnaposto*

4.2 Sostituzione di nomi propri e numeri con segnaposto

Per affrontare i problemi che sono emersi nei primi esperimenti, abbiamo deciso di introdurre due diverse strategie per derivare i formati dei metadati testuali della ricerca nella messa a punto finale: usare l'originale *testo grezzo*, come illustrato in Fig. 3.1, e in secondo luogo, utilizzando *testo segnaposto* dove nomi propri, cioè nomi univoci e numeri vengono sostituiti con token segnaposto post-elaborabili. La Fig. 4.4 mostra la missione di esempio della Fig. 3.1 in *Simile a XML* formato con segnaposto. Abbiamo ipotizzato che i segnaposto dovrebbero rendere gli esempi di ricerca più appetibili per GPT-2, perché consentono al modello di apprendere contenuti significativi indipendentemente dal nome e dalle informazioni numeriche che non hanno alcun significato significativo.

In termini teorici, i modelli generativi come GPT-2 apprendono complesse densità di probabilità multivariate $P(x, y, \dots)$: l'apprendimento di queste densità diventa più difficile con l'aumentare del numero di variabili. Tuttavia, possiamo presumere che i nomi siano indipendenti da altri contenuti della ricerca e che la distribuzione congiunta possa quindi essere presa in considerazione $P(x, y, \dots) = P(x)P(si, \dots)$.

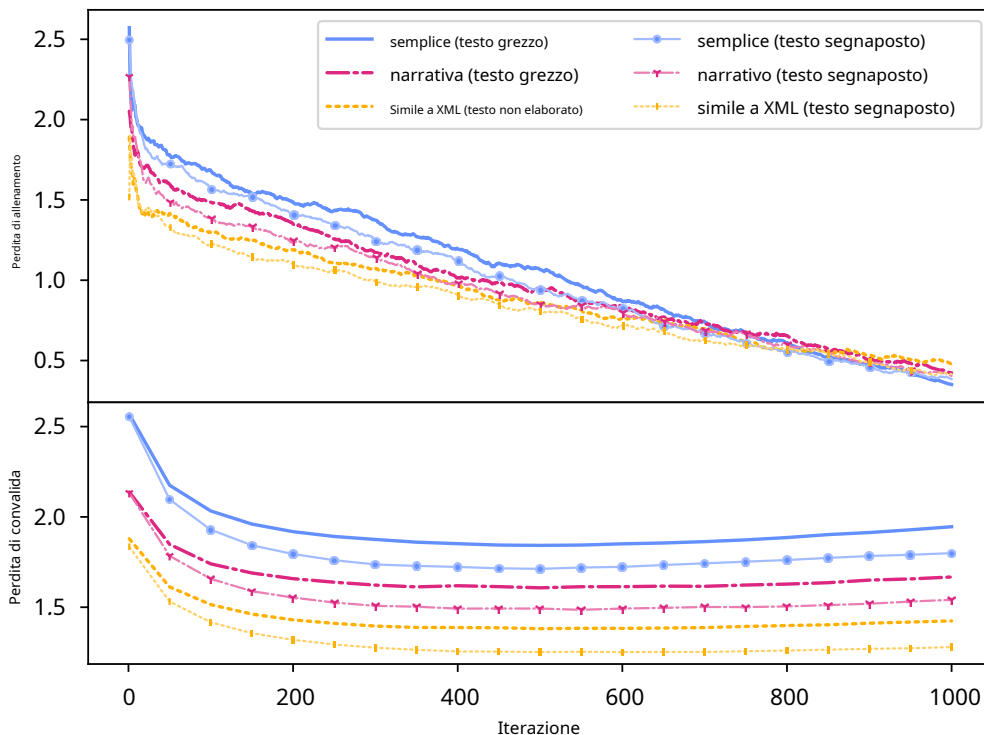


Figura 4.5: Risultati di fine tuning, medie mobili della perdita di entropia incrociata

4.3 Ottimizzazione di Quest-GPT-2

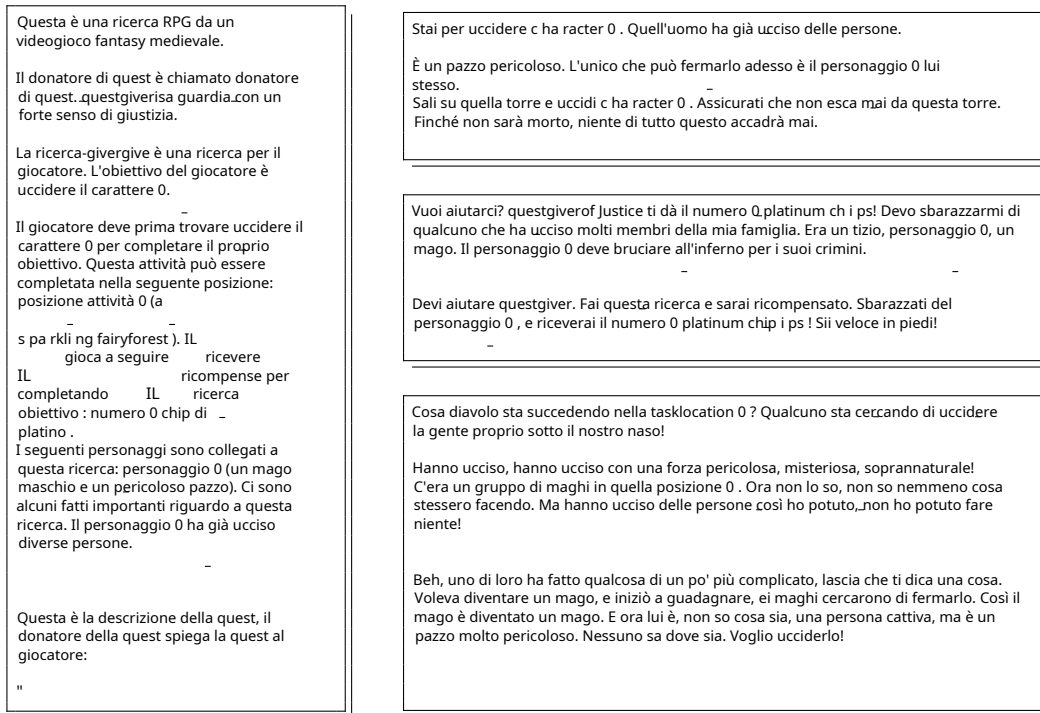
Abbiamo suddiviso i dati di addestramento, ovvero le 978 missioni della Tabella 3.1, in addestramento, validazione e set di test con rapporti dell'80:15:5%. Abbiamo utilizzato il set di validazione per combattere l'overfitting e il set di test per la valutazione contro il giudizio negli studi sugli utenti. Più specificamente, le missioni sono state suddivise in modo casuale in tre set per partita e poi combinate nei set di completamento, convalida e test: questo approccio ha garantito che tutti i game fossero rappresentati in proporzioni più o meno uguali in tutti i set. Successivamente, ho convertito i set nei tre formati di metadati delle missioni proposti, per entrambi *testo grezzo* e *testo segnalibro* per ogni formato.

Contrariamente agli esperimenti preliminari, abbiamo messo a punto la fine-tuning su Parametro 1.5B Modello GPT-2, ovvero GPT-2-1.5B. Abbiamo ripetuto tre volte, una volta per ogni combinazione di formato metadati e testo *testo grezzo* e *testo segnalibro*. Abbiamo messo a punto il modello per 1.000 iterazioni al massimo e interrotto in anticipo se l'attuale perdita di convalida era la perdita di convalida minima incontrata fino a quel momento. Abbiamo usato gli stessi set di regolazione fine

e validazione
umano
dentro
tre
treno-
me lo erano
noi con-
roduttore

di dimensioni ridotte

ning sei
si, es
terazioni
minimo
ngs come in



(a) Inserire lo schema della ricerca nel file *narrativo* formato contesto *segnaposto*

(b) Tre descrizioni di quest di output casuali generate con il modello Quest-GPT-2 finale

Figura 4.6: Un esempio di generazione di quest dopo la messa a punto finale, utilizza [aitextgene](#) le sue impostazioni di generazione predefinite

gli esperimenti preliminari nella Sezione 4.1. La messa a punto è stata eseguita su una GPU Nvidia V100 da 32 GB (per gentile concessione del progetto "Science-IT" della Aalto University School of Science) e ci sono voluti circa 50 minuti per ogni combinazione di formato di metadati e tipo di testo.

La Fig. 4.5 mostra i risultati della messa a punto. Le tendenze in entrambi i casi sono simili e i risultati unanimi: *testo segnaposto* offre le migliori prestazioni in termini di perdita di addestramento e convalida per tutti i formati di metadati. In termini di formati di metadati, il *Simile a XML* formato raggiunge la minima perdita di addestramento e convalida, mentre il formato *semplice* il formato ha le prestazioni peggiori. Tuttavia, confrontare i formati dei metadati solo tramite i valori di perdita può essere fuorviante: il modello potrebbe apprendere facilmente la formattazione ripetitiva, quindi "mascherare" i valori di perdita più piccoli quando si utilizza una formattazione più pesante.

Per escluderlo, abbiamo utilizzato la perplessità, una metrica di valutazione del modello linguistico consolidata che misura quanto "sorpreso" un modello è nel vedere un

Tabella 4.1: Perplexità condizionali dei modelli finemente sintonizzati

| Formato dei metadati | Tipo di testo | Perplexità condizionale |
|----------------------|------------------|-------------------------|
| narrativo | testo grezzo | 10.63 |
| | testo segnaposto | 10.50 |
| semplice | testo grezzo | 10.95 |
| | testo segnaposto | 10.55 |
| Simile a XML | testo grezzo | 11.05 |
| | testo segnaposto | 10.78 |

pezzo di testo. Abbiamo calcolato le perplexità condizionali delle descrizioni delle quest nel set di validazione, cioè le perplexità di una descrizione di quest quando viene fornito un certo schema di quest in input. Queste perplexità sono illustrate nella Tabella 4.1; la tabella lo dimostra *testo segnaposto* aggiunge una minore perplexità rispetto a *testo grezzo* con tutti e tre i diversi formati di metadati, supportando così le nostre ipotesi discusse in precedenza su *testo segnaposto*. Inoltre, c'è una tendenza osservabile nell'ordinamento dei tre formati di metadati: *narrativo* aggiunge la perplexità più bassa indipendentemente dalla variante del formato dei metadati utilizzata, mentre *Simile a XML* produce sempre le più alte perplexità.

Sulla base di queste intuizioni, il modello che è stato messo a punto utilizzando il *narrativo* formato e *testo segnaposto* è stato scelto come modello Quest-GPT-2 finale a causa della qualità soggettiva dei suoi risultati e del suo punteggio di perplexità condizionale oggettivamente più basso.

4.4 Esplorazione delle impostazioni di generazione del testo

Quest-GPT-2

Prevediamo che molte missioni generate dopo la messa a punto non convincerebbero ancora un pubblico umano. Ad esempio, la Fig. 4.6 mostra le descrizioni delle missioni che possono essere considerate in qualche modo prive di senso dai lettori umani. Su una nota più brillante, è noto che i metodi di campionamento, come il campionamento top-k e il campionamento del nucleo, possono essere impiegati per generare un testo dal suono più naturale rispetto al semplice campionamento dei token più probabili dalla distribuzione di probabilità di output [Holtzman et al., 2020]. Holtzman et al. [2020] hanno sostenuto che il linguaggio naturale non massimizza la probabilità; gli umani preferiscono il non ovvio

lingua. Ciò significa che dobbiamo determinare le impostazioni di generazione del testo ottimali per l'inferenza Quest-GPT-2 per analizzare correttamente la qualità delle descrizioni delle quest di output.

Abbiamo eseguito quattro mini-studi per scoprire le impostazioni ottimali di generazione del testo per l'inferenza del modello. Questi mini-studi sono stati condotti tra i membri del gruppo di ricerca sull'intelligenza artificiale del gioco presso la Aalto University e hanno avuto in media tre partecipanti. Abbiamo generato da sei a dieci descrizioni delle missioni per due missioni per ogni diversa configurazione dell'impostazione di generazione del testo con il [textgen](#) pacchetto Python e Quest-GPT-2, e ha valutato le descrizioni in base alla loro qualità percepita su una scala Likert a 7 punti accompagnata dall'affermazione "La descrizione della missione si adatta perfettamente alla ricerca". Abbiamo utilizzato le seguenti configurazioni di impostazione:

- Campionamento del nucleo con valori top-p 0,5, 0,7 e 0,9
- Campionamento top-k con top-k 40
- Campionamento puro di base

con o senza i seguenti modificatori aggiuntivi:

- Temperatura: 0,7
- Penalità di ripetizione: 1.2

Il primo mini-studio ha confrontato tutte le configurazioni di impostazione della generazione del testo senza i modificatori aggiuntivi, il secondo ha introdotto il modificatore di temperatura, il terzo ha aggiunto la penalità di ripetizione e l'ultimo ha confrontato due configurazioni di campionamento del nucleo, valori top-p 0,5 e 0,9, a ciascuna un altro con entrambi i modificatori e due affermazioni della scala Likert "La descrizione della ricerca si adatta perfettamente alla ricerca dal punto di vista narrativo" e "La descrizione della ricerca si adatta perfettamente alla ricerca in termini di correttezza".

Abbiamo osservato che è difficile raggiungere un equilibrio tra la qualità narrativa e la correttezza dei dettagli: è necessario trovare le impostazioni di generazione del testo che producono un grado ottimale di casualità per generare descrizioni delle missioni interessanti ma sensate. Alla fine, abbiamo scoperto che il campionamento del nucleo con top-p=0,5, temperatura=0,7 e penalità di ripetizione=1,2 ha prodotto i migliori risultati con Quest-GPT-2.

4.5 Rifiuto degli output di Quest-GPT-2

Per migliorare ulteriormente gli output del modello, abbiamo implementato due semplici filtri euristici che rifiutano gli output errati. Entrambi i filtri sfruttano gli speciali token segnaposto all'interno *testo segnaposto*, ovvero le parole a forma di serpente che fungono da segnaposto per nomi e numeri univoci. Per esempio, *carattere 0, posizione 0, Edonatore di ricerca* sono tali gettoni nella ricerca di esempio rappresentata in Fig. 4.4.

Il primo filtro esegue la verifica dei token: verifica che i token speciali in output esistano anche in input. Ad esempio, la quest di esempio (Fig. 4.4) manca di *agruppo 0* token che potrebbe essere usato come segnaposto per una fazione o qualche altro gruppo, quindi la descrizione della quest risultante non dovrebbe contenere nemmeno detto token.

Il secondo filtro integra il primo: controlla che nell'input siano presenti importanti token speciali configurabili dall'utente nell'input. In altre parole, questo filtro può essere utilizzato per forzare gli output a contenere determinati ingredienti ricerca desiderati. Ad esempio, le descrizioni per la quest di esempio (Fig. 4.4) dovrebbero includere il *carattere 0* segno, come *carattere 0* gioca un ruolo importante nella ricerca.

Capitolo 5

Valutazione di Quest-GPT-2

Il nostro modello AI, Quest-GPT-2, dovrebbe essere un sistema creativo; scrivere descrizioni delle missioni di gioco di ruolo è generalmente considerata un'attività creativa. Valutare la creatività, indipendentemente dal contesto, non è facile: basta definire *creatività* è fonte di dibattito tra i ricercatori sulla creatività (computazionale) [Guckelsberger, 2020, p. 77ss.]. Si sostiene comunemente che un prodotto creativo debba essere innovativo e di valore [Runco e Jaeger, 2012], insieme ad altre caratteristiche. Valutare la qualità del nostro modello si riduce quindi a misurare queste due componenti della creatività.

Quindi, miriamo a scoprire se i giocatori trovano preziose le descrizioni delle missioni generate dal romanzo Quest-GPT-2. Successivamente presentiamo i nostri metodi di valutazione, mostriamo i risultati e, infine, discutiamo il significato dei risultati.

5.1 Progettazione dell'esperimento

Abbiamo eseguito uno studio randomizzato sugli utenti a disegno misto. Questo studio è stato condotto come un questionario online in cui ai partecipanti sono state presentate delle missioni e il compito di valutare le descrizioni delle missioni corrispondenti alle missioni. Ai fini della valutazione, le missioni sono state presentate in un formato leggibile dall'uomo, vale a dire il *semplice* formato dei metadati della missione (raffigurato in Fig. 3.1b) senza le descrizioni originali della missione.

5.2 Materiali

Abbiamo utilizzato il set di test delle missioni che abbiamo messo da parte durante la messa a punto, come specificato nella Sezione 4.3. Il set di test è stato utilizzato perché comprende missioni che erano

non visto da Quest-GPT-2 durante la sua messa a punto. Vengono campionati in modo casuale dalle missioni RPG scritte da professionisti raccolte e da quelle scritte da te *Minecraft* missioni in proporzioni uguali per ogni gioco presentato nella Tabella 3.1. Per ogni missione nel set di test, abbiamo generato dieci descrizioni delle missioni con Quest-GPT-2, utilizzando i miglioramenti delle sezioni 4.4 e 4.5. Sulla base delle 50 missioni nel set di test, abbiamo ottenuto un totale di 500 descrizioni delle missioni.

Le missioni e le relative descrizioni generate sono state incorporate in un questionario online. Per mantenere gestibile il carico di lavoro dei singoli partecipanti, ogni partecipante ha ricevuto cinque descrizioni di quest da cinque quest set di test campionate casualmente, ovvero 25 descrizioni di quest in totale. Per contrastare la fatica, le cinque missioni venivano sempre presentate insieme alla loro descrizione senza alternarle tra loro. L'ordine di presentazione delle descrizioni delle missioni all'interno dei "pacchetti" delle missioni è stato randomizzato per contrastare gli effetti dell'ordine. Sfortunatamente, l'ordine dei "pacchetti" di ricerca stessi non poteva essere randomizzato a causa dei limiti tecnici della piattaforma di sondaggio utilizzata.

5.3 Partecipanti

Abbiamo reclutato i partecipanti allo studio online da Reddit. Più specificamente, abbiamo utilizzato varie sotto-comunità di giochi di ruolo e [er/Dimensione campione](#), una sotto-comunità dedicata alle indagini (scientifiche). Lo studio è stato pubblicizzato per tutti coloro di età superiore ai 18 anni con esperienza di gioco di giochi di ruolo. Non abbiamo offerto alcun incentivo alla partecipazione.

Nel corso dello studio, 349 intervistati hanno partecipato allo studio, di cui 345 risposte sono state mantenute. Abbiamo escluso tre intervistati, in quanto hanno fornito solo risposte vuote o di una sola parola alle domande in forma libera. Inoltre, un intervistato è stato escluso perché minore di 18 anni. La suddivisione per genere dei partecipanti era 71,9% maschi, 20,0% femmine, 4,9% varianti di genere/non conformi, 0,6% altro e il 2,6% preferiva non dichiarare il proprio genere. Il 97,1% dei partecipanti ha dichiarato la propria età: la fascia di età dei partecipanti era 18-62 anni ($M=28,7$, $SD=8,1$). I partecipanti hanno riportato il loro tempo di gioco settimanale medio come segue: lo 0,9% ha giocato meno di un'ora, il 7,5% 1-4 ore, il 15,1% 5-8 ore, il 23,8% 9-12 ore, il 15,7% 13-16 ore, il 35,1% in più di 16 ore e il 2,0% ha preferito non dirlo. Per quanto riguarda la familiarità dei partecipanti con i giochi di ruolo, 35,1% *Porta di Baldur*, 30,1% *Porta di Baldur II*, 58,8% *Minecraft*, 58,6% *The Elder Scrolls IV*, 83,2% *The Elder Scrolls V*, 26,7% *Fiaccolata II*, il 76,8% di altri giochi di ruolo e lo 0,3% ha preferito non dirlo. Quando è stato chiesto di menzionare altri giochi di ruolo, i partecipanti hanno elencato dozzine di computer occidentali, giapponesi, ispirati ai giochi da tavolo e

giochi di ruolo MMO, riflettendo il fatto che la maggior parte dei partecipanti erano fan accaniti ed esperti di giochi di ruolo.

5.4 Misure

Abbiamo raccolto dati demografici e di competenza con le seguenti domande:

1. *Quanti anni hai?* Con due opzioni di risposta che si escludono a vicenda

- (a) Una casella di testo per un numero
- (b) Preferisco non dire

2. *In che genere ti identifichi?* Con le opzioni di risposta che si escludono a vicenda

- (un maschio
- (b) Femmina
- (c) Variante di genere / Non conforme
- (d) Altro
- (e) Preferisco non dire

3. *Quante ore alla settimana giochi ai videogiochi?* Con le opzioni di risposta che si escludono a vicenda

- (a) Meno di un'ora
- (b) 1-4 ore
- (c) 5-8 ore
- (d) 9-12 ore
- (e) 13-16 ore
- (f) Più di 16 ore
- (g) Preferisco non dire

4. *A quale dei seguenti giochi di ruolo hai giocato?* Con le opzioni di risposta liberamente selezionabili

- (a) Porta di Baldur
- (b) Porta di Baldur II
- c) Minecraft

- (d) The Elder Scrolls IV: L'oblio
- (e) The Elder Scrolls V: Skyrim
- (f) Fiaccolata II
- (g) Altro (chiede ai partecipanti di elencare altri giochi di ruolo)
- (h) Nessuno / Preferisco non dire

Abbiamo raccolto le valutazioni delle descrizioni delle missioni dai partecipanti per valutare il valore delle descrizioni delle missioni. Ciò è stato ottenuto accompagnando ogni descrizione della missione con una scala Likert a 4 punti (Fortemente in disaccordo - Completamente d'accordo) accanto all'affermazione "Sarei felice di vedere questa descrizione della missione in un videogioco". È stata scelta una scala Likert uniforme per dividere le descrizioni delle missioni in due categorie: inadatte (valutazione media <2.5) e idoneo (voto medio >2.5).

Abbiamo inoltre utilizzato domande in forma libera per l'indagine qualitativa:

Dn 1. Quali criteri hai utilizzato per valutare l'idoneità di ciascuna ricerca de-
descrizione?

Domanda 2. Cosa ti ha turbato di più delle descrizioni inadeguate delle missioni?

Dn 3. Cosa ti è piaciuto di più delle descrizioni delle missioni adatte?

La prima domanda è stata utilizzata per valutare i criteri utilizzati dai partecipanti per valutare le descrizioni, mentre le ultime due sono state utilizzate per determinare i punti di forza e di debolezza delle descrizioni delle missioni.

5.5 Procedura

In primo luogo, ai partecipanti è stato chiesto di leggere e accettare un modulo di consenso informato fornito nella prefazione dello studio. Questo modulo di consenso descrive in dettaglio l'utilizzo dei dati personali dei partecipanti come richiesto dal Regolamento generale sulla protezione dei dati dell'Unione Europea. In secondo luogo, ai partecipanti è stato chiesto di compilare il questionario online. Questo questionario è iniziato con le domande demografiche e di competenza precedentemente dettagliate. Dopo i dati demografici, ai partecipanti è stata mostrata (i) una ricerca casuale e (ii) cinque diverse descrizioni per la ricerca. Dopo aver valutato tutte e cinque le descrizioni delle missioni, è stata mostrata loro un'altra missione con le corrispondenti descrizioni delle missioni. Questo processo è stato ripetuto cinque volte. Infine, ai partecipanti sono state presentate le domande in forma libera precedentemente descritte.

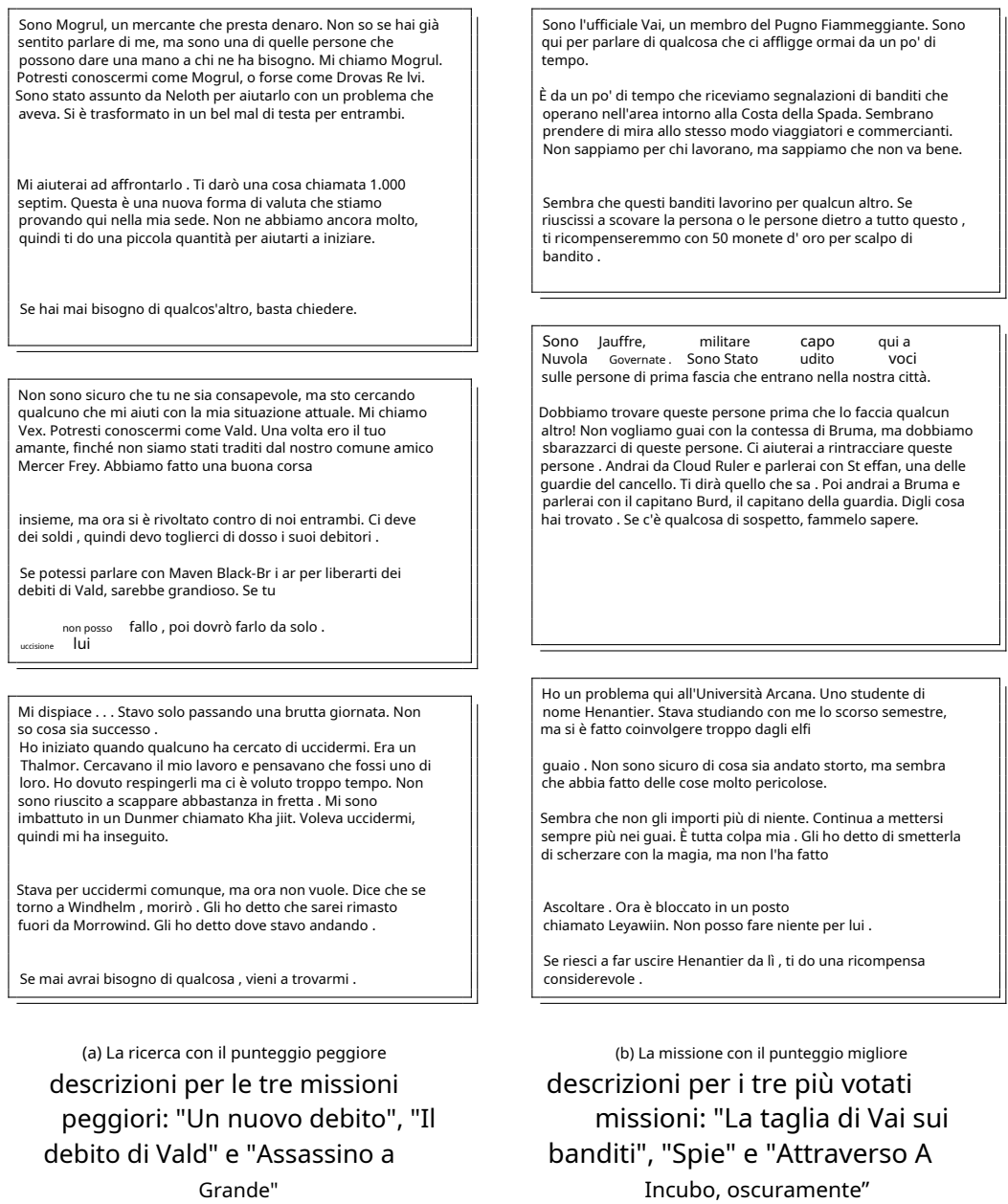


Figura 5.1: Esempi di descrizioni di quest classificate diversamente

5.6 Risultati

La Fig. 5.2 mostra i box plot delle valutazioni medie delle descrizioni delle missioni per ogni missione nel set di test. Molte delle missioni contenevano un misto di descrizioni adatte e non adatte. Inoltre, la Fig. 5.3a mostra che la valutazione mediana

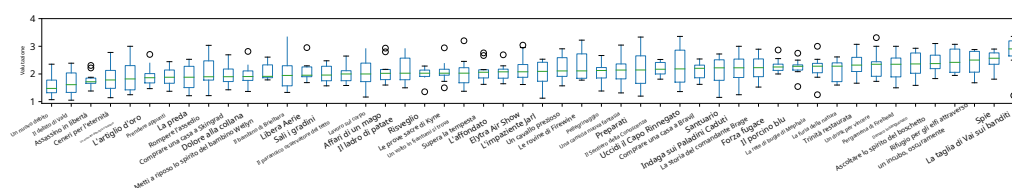


Figura 5.2: Box plot delle valutazioni per descrizione di quest per le 50 quest nel set di test, ordinate per mediana (crescente). Ogni punto rappresenta le valutazioni medie dei partecipanti su una descrizione della missione prodotta per la missione corrispondente

per una ricerca è leggermente superiore a due. Quando si classificano le missioni in base al tipo (Fig. 5.3b) o alla lunghezza del contorno (Fig. 5.3c), le differenze tra le categorie sono minime. Quando si tratta dell'esperienza dei partecipanti, i partecipanti sono apparsi più critici quanto più hanno giocato. Tuttavia, i partecipanti che hanno riferito di giocare per più di 16 ore alla settimana, vale a dire giocatori accaniti, non rientrano in questo schema; ciò può essere causato da un pregiudizio positivo.

Nell'analizzare le risposte alle domande in forma libera, i partecipanti hanno utilizzato vari criteri per valutare l'adeguatezza delle descrizioni delle missioni (Domanda 1). I criteri più spesso menzionati includono la correttezza per quanto riguarda lo schema di ricerca dato, la logica interna, nonché la coerenza, il tono e l'immersività. Altri criteri comuni erano l'interesse, la mancanza di ripetizioni, la grammatica, il flusso narrativo e le istruzioni chiare. Alcuni partecipanti hanno notato criteri aggiuntivi, ad esempio l'umorismo, la lunghezza della descrizione della ricerca e i sentimenti che vengono evocati durante la lettura delle descrizioni della ricerca. Ci sono state notevoli differenze nel modo in cui i partecipanti hanno applicato i loro criteri: i partecipanti non erano della stessa opinione circa l'importanza dei criteri, come la grammatica,

Le opinioni dei partecipanti su non idoneo (Domanda 2) e idoneo (Domanda 3) le descrizioni delle missioni riecheggiano i loro criteri di valutazione: l'inadatto le descrizioni delle missioni non soddisfacevano i criteri, WH eree gli adatti li hanno adempiuti. Più in dettaglio, le descrizioni inadatte erano tuG ht a be insensato o illogico, z contenuti inutiliS dettagli ari, ripetizione e conflittoio nformation, aveva una grammatica scadente al punto da "leggere 'off' come se fosse caccaR ly trans-

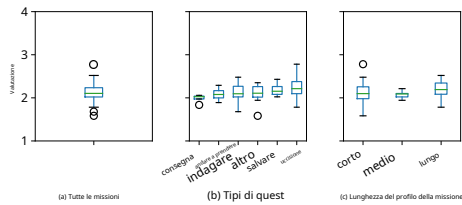


Figura 5.3: Box plot delle valutazioni per diversi fattori relativi alle missioni. Un datapoint rappresenta la valutazione media per una ricerca nel set di test. La Fig. 5.3b è ordinata per mediana (crescente)

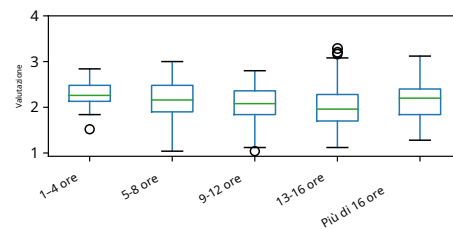


Figura 5.4: Box plot delle valutazioni medie per partecipante, raggruppate per il tempo di gioco settimanale medio dei partecipanti (gruppi con <1 5% dei partecipanti è stato omesso)

tratto da un fumetto cinese”, o erano semplicemente noiosi elenchi di fatti. Al contrario, le descrizioni adatte sono state trovate chiare, sorprendenti, divertenti, originali e credibili fino al punto di sembrare scritte dall'uomo. Tuttavia, alcuni partecipanti hanno notato che non c'erano descrizioni di quest adatte, a sostegno dell'idea che le descrizioni variano notevolmente in termini di qualità.

La Fig. 5.1 mostra esempi di descrizioni di missioni sia con un punteggio mediocre che positivo. Oltre a evidenziare molti dei pensieri dei partecipanti su descrizioni di missioni inadeguate, le descrizioni con valutazioni negative indicano che Quest-GPT-2 non è in grado di distinguere in modo affidabile entità diverse l'una dall'altra anche se i nomi univoci vengono sostituiti con segnaposto generici. Questo comportamento è probabilmente inerente a GPT-2 e peggiorato con complicate relazioni tra personaggi diversi. Ad esempio, Mogrul, il donatore della ricerca di "Un nuovo debito" (la ricerca rappresentata in Fig. 5.5a), e Drovas Relvi, il debitore di Mogrul nella stessa ricerca, dovrebbero essere persone diverse, ma nella posizione più alta descrizione della missione in Fig. 5.1a il quest-giver afferma che “Mi chiamo Mogrul. Potresti conoscermi come Mogrul, o forse come Drovas Relvi.

5.7 Discussione

Nella sua forma attuale, Quest-GPT-2 non può essere utilizzato per generare autonomamente descrizioni di missioni di alta qualità in modo affidabile. I nostri risultati indicano che il modello GPT-2 sottostante non ha la capacità (i) di distinguere tra multiple entità così come maniglia e loro di conseguenza, e (ii) per "incollare" la ricerca ingredienti insieme in una Uniry mammer mentre anche non trasmettendo illogico InperMation soddisfazione. Sul cont raro, GPT- 3 ha è stato mostrato t o offerta vasta, generale

Questa è una missione RPG di The Elder S scrolls V: Skyrim.
 Il donatore di quest è chiamato Mogrul.
 Mogrul isa
 prestatore di denaro.
 IL quest-giver givessa quest Il
 A il giocatore . giocatore ' s
 Objectiveis per aiutare Drovas Re lvi con il suo
 debito con Mogrul. Il giocatore dovrebbe
 prima paga
 Drovas Relvi completa il debito verso
 suo The player obbiettivo .
 Volere ricevere IL
 seguito al ricompense per
 completamento la ricerca
 obiettivo : inviare Mogrul Volere fermare
 il suo debito collezionisti
 dopo il giocatore.
 I seguenti caratteri Sono
 relativo a questa ricerca: Drovas Re lvi (un uomo
 il giocatore
 reclutato per Neloth, e quindi diventato
 intoccabile), Neloth (un potente mago maschio).

Quanto segue è gli articoli sono
 correlato A questa missione: 1.000
 settembre im (UN valuta).
 Ci sono alcuni fatti importanti riguardo a questa
 ricerca. Drovas Relvi deve a Mogrul 1.000
 settembre: Mogrul pensa che il giocatore
 dovrebbe pagare il debito di Drovas Relvi.

Questa è la descrizione della quest, il donatore
 della quest spiega la quest al giocatore:
 "

Ho sentito che stai aiutando Neloth . Non sono sorpreso . Neloth non è molto
 bravo a ripagare i suoi debiti. Ho sentito che hai aiutato anche Drovas Relvi .
 Drovas Re lvi mi deve 1.000 septim. Non mi piace che tu paghi il suo debito . Allora
 smetterò di mandarti dietro i miei esattori .

Sono sicuro che ti starai chiedendo cosa ci fai qui. Beh , ho bisogno del tuo aiuto .
 Drovas Re lvi mi deve 1.000 septim, ma non posso seguirlo da solo. Lavora per
 Neloth, vedi. Se lo attacco, Neloth lo saprà.

Sono sicuro che puoi capire . Sono disposto a pagarti 500 monete d'oro per aiutarmi.
 Ti seguirò a casa di Relvi. Devi solo consegnare i soldi. Il mio socio si occuperà del
 resto .

Amico, qual è la parola per strada?
 Drovas Re lvi mi deve 1.000 septim. Questo non può essere un bene per la sua
 salute . Ti ha parlato?
 Non mi interessa cosa gli fai fare . Prendi i miei soldi .

C'è un bel po' in città che mi deve un bel po' di monete. Drovas Re lvi . Non mi
 piace collezionare, ma è amico di Neloth e non voglio creare problemi.

Sto cercando di aiutarlo, ma non so come. Se potessi parlargli , forse potresti
 convincerlo a ripagarmi .

Se lo fai, mi assicurerò che i miei collezionisti non ti disturbino più.

(a) Inserire lo schema della ricerca
 nel file *narrativo* formato con
testo grezzo

(b) Quattro descrizioni di quest di output
 casuali generate con GPT-3

Figura 5.5: Una demo di generazione di quest con la quest "A New Debt" e GPT-3 (OpenAI API Playground, impostazioni di generazione del testo predefinite a parte la lunghezza della risposta di 700). Le missioni "Ashes to Eternity", "Assassin at Large" e "Vald's Debt" sono state fornite come esempi in GPT-3 in anticipo.

miglioramenti nella qualità del testo rispetto a GPT-2 [Brown et al., 2020], come implicito nella Sezione 2.3. GPT-3 probabilmente gestirà meglio anche questi due aspetti della generazione della descrizione delle missioni. A titolo dimostrativo, la Fig. 5.5 illustra una demo di generazione di missioni con GPT-3 non ottimizzato e la missione con le descrizioni peggiori, ad esempio "Un nuovo debito". Rispetto a Quest-GPT-2, le descrizioni emesse da GPT-3 sono notevolmente più coerenti rispetto alle peggiori descrizioni di Quest-GPT-2 rappresentate in Fig. 5.1a. GPT-3 è stato recentemente reso ottimizzabile sull'API OpenAI: la messa a punto comporterebbe probabilmente descrizioni delle missioni di qualità ancora superiore, in particolare con miglioramenti aggiuntivi come *testo segnato*.

Tuttavia, ci sono alcuni casi d'uso realistici per il nostro modello attuale. In primo luogo, molte delle descrizioni delle missioni scarsamente valutate fornite solo da Quest-GPT-2

contenere pochi numeri, o anche solo singole frasi illogiche. Pertanto, il modello potrebbe essere utilizzato come assistente nella scrittura delle missioni. Ad esempio, uno scrittore di giochi di ruolo professionista potrebbe prima fornire uno schema di ricerca approssimativo e semplificato a Quest-GPT-2, quindi inserire dettagli più complessi nell'output generato. In secondo luogo, Quest-GPT-2 potrebbe essere utilizzato per generare idee per le missioni: si può fornire la frase iniziale di uno schema di quest per generare il resto dello schema e la descrizione della quest. Infine, c'erano descrizioni delle missioni ritenute adatte dalle persone. Abbiamo calcolato il coefficiente di curation, ovvero il rapporto tra output accettabili dall'uomo da un dato sistema creativo [Colton e Wiggins, 2012]: il coefficiente di curation di 0,22 implica che circa una descrizione di ricerca su cinque sarà accettabile dalle persone. Quindi,

Ci sono alcune limitazioni al nostro studio. In primo luogo, ci sono pregiudizi negli atteggiamenti dei partecipanti nei confronti del testo generato dall'intelligenza artificiale: sono stati osservati pregiudizi sia positivi che negativi. Il primo era evidente dai partecipanti che utilizzavano valutazioni indulgenti come descritto in precedenza, e il secondo è stato osservato, ad esempio, da uno dei partecipanti che descriveva brutte esperienze con missioni generate proceduralmente da *The Elder Scrolls V: Skyrim*. I pregiudizi sono spesso presenti quando le persone giudicano gli artefatti creativi generati dal computer: Colton e Wiggins [2012] hanno affermato che

c'è una naturale predilezione per le persone ad attribuire la creatività a programmatori umani, utenti e pubblico invece che a software e hardware. Sembra che le persone consentano alle loro convinzioni che le macchine non possono essere creative di influenzare il loro giudizio su tali questioni,

indicando che sia i partecipanti indulgenti che quelli critici mettono in dubbio la creatività di Quest-GPT-2. Per alleviare i pregiudizi, si potrebbe usare una combinazione di descrizioni delle missioni scritte dall'uomo e generate dall'IA invece delle sole descrizioni generate dall'IA. In secondo luogo, il nostro set di dati di ricerca è incentrato su giochi di intelligenza artificiale con ambientazioni fantasy medievali, pertanto non è possibile generalizzare i risultati dello studio ad altri tipi di ambientazioni.

In linea generale, sembra che non ci sia un consenso oggettivo su ciò che costituisce una buona descrizione della ricerca: alcuni partecipanti allo studio hanno preferito descrizioni brevi e senza fronzoli senza dettagli inutili, mentre ad altri sono piaciute descrizioni più lunghe intrecciate con la tradizione del gioco. Per quanto riguarda gli obiettivi della ricerca, c'erano partecipanti che preferivano ricevere solo suggerimenti su cosa fare e altri che preferivano istruzioni approfondite.

Capitolo 6

conclusioni e lavoro futuro

In questa tesi, abbiamo studiato utilizzando un modello di linguaggio moderno, GPT-2, per generare autonomamente descrizioni di quest per giochi 3D. Abbiamo creato un nuovo set di dati di ricerca e sviluppato una strategia per l'apprendimento da dati di addestramento limitati sostituendo nomi e numeri propri con segnaposto. Abbiamo messo a punto GPT-2 nella descrizione delle missioni generando Quest-GPT-2 e condotto uno studio online sugli utenti per valutare le descrizioni delle missioni generate con esso.

I nostri risultati sono incoraggianti, ma la qualità delle descrizioni generate varia notevolmente. Nonostante la nostra strategia di sostituzione del nome, Quest-GPT-2 commette spesso errori relativi alla gestione di un gran numero di entità, come personaggi, gruppi e luoghi. Inoltre, Quest-GPT-2 genera spesso descrizioni con logica discutibile, ripetizione, scarsa grammatica e informazioni non necessarie. Sebbene l'utilizzo del nostro modello automaticamente e online non sia ancora fattibile, proponiamo diversi modi su come Quest-GPT-2 può già essere utilizzato dai designer offline.

Siamo fiduciosi che la prossima generazione di modelli linguistici possa essere messa a punto con il nostro set di dati di ricerca per alleviare i problemi discussi. Ad esempio, la nostra demo di generazione di missioni con GPT-3 non perfezionato implica che può generare descrizioni di missioni più coerenti rispetto a Quest-GPT-2. Altre potenziali aree di lavoro futuro sono la personalizzazione delle descrizioni delle missioni per diversi tipi di giocatori e personaggi dei giochi di ruolo, la sostituzione dei nostri semplici filtri euristici con un critico dell'IA per rifiutare risultati insoddisfacenti del modello, nonché l'utilizzo di strumenti di controllo grammaticale o altri algoritmi per migliorare la qualità del testo e generare altri artefatti relativi alle missioni, ad esempio nomi delle missioni, voci di diario e alberi di dialogo, oltre alle descrizioni delle missioni.

Bibliografia

- Agafonova, Y., Tikhonov, A. e Yamshchikov, IP (2020). Paranoico trans-ex: Leggere la narrativa della follia come approccio computazionale alla creatività. *Internet del futuro*, 12(11):182.
- Ammanabrolu, P., Broniec, W., Mueller, A., Paul, J. e Riedl, M. (2019). Verso la generazione automatizzata di missioni nei giochi di avventura testuale. In *Atti del seminario sulla creatività computazionale nella generazione del linguaggio*, pagine 1–12.
- Bethesda Game Studios (2006). *The Elder Scrolls IV: L'oblio*. Gioco [PC]. Bethesda Softworks, Rockville, Maryland, Stati Uniti.
- Bethesda Game Studios (2011). *The Elder Scrolls V: Skyrim*. Gioco [PC]. Bethesda Softworks, Rockville, Maryland, Stati Uniti.
- Bioware (1998). *Porta di Baldur*. Gioco [PC]. Interplay Entertainment, Los Angeles, California, Stati Uniti.
- Bioware (2000). *Baldur's Gate II: Ombre di Amn*. Gioco [PC]. Interazione Intrattenimento, Los Angeles, California, Stati Uniti.
- Blizzard Entertainment (2004). *Mondo di Warcraft*. Gioco [PC]. Bufera di neve Intrattenimento, Irvine, California, Stati Uniti.
- Boden, Massachusetts (1990). *La mente creativa: miti e meccanismi*. Weidenfeld & Nicolson, Londra, Regno Unito, 1a edizione.
- Breault, V., Ouellet, S. e Davies, J. (2021). Lascia che CONAN ti racconti una storia: Generazione di missioni procedurali. *Informatica per l'intrattenimento*, 38(3):100422.
- Brockman, G., Murati, M., Welinder, P. e OpenAI (2020). API OpenAI. <https://openai.com/blog/openai-api/>. Ultimo accesso novembre 2020.

- Brown, TB, Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A. ., Ziegler, DM, Wu, J., Winter, C., Hesse, C., Chen, M., Sigler, E., Litwin, M., Gray, S., Chess, B., Clark, J. , Berner, C., McCandlish, S., Radford, A., Sutskever, I., e Amodei, D. (2020). I modelli linguistici sono studenti di pochi colpi. arXiv:2005.14165.
- Calvin, A. e Michael, N. (2007). La ricerca in un mondo generato. In *Atti del Convegno Internazionale DiGRA: Gioco situato*, pagine 503–509.
- Colton, S. e Wiggins, G. (2012). Creatività computazionale: la finale frontiera? In *Conferenza europea sull'intelligenza artificiale (ECAI)*, pagine 21–26.
- Cook, M. e Colton, S. (2014). Ludus ex machina: costruire un gioco 3D de-firmatario che compete al fianco degli umani. In *Atti della conferenza internazionale sulla creatività computazionale*, pagine 54–62.
- Cook, M., Colton, S. e Gow, J. (2016a). Il videogioco ANGELINA sistema di progettazione – parte I. *Transazioni IEEE su intelligenza computazionale e intelligenza artificiale nei giochi*, 9(2):192–203.
- Cook, M., Colton, S. e Gow, J. (2016b). Il videogioco ANGELINA sistema di progettazione – parte II. *Transazioni IEEE su intelligenza computazionale e intelligenza artificiale nei giochi*, 9(3):254–266.
- Cook, M. e Smith, G. (2015). Formalizzare il non formalismo: spezzare il regole della progettazione di giochi automatizzati. In *Atti del convegno sui fondamenti dei giochi digitali*, pagine 1–5.
- Doran, J. e Parberry, I. (2011). Un prototipo di generatore di missioni basato su a analisi strutturale delle missioni di quattro MMORPG. In *Atti del workshop internazionale sulla generazione procedurale di contenuti nei giochi*, pagine 1–8.
- Freiknecht, J. e Effelsberg, W. (2020). Generazione procedurale di inter-storie attive utilizzando modelli linguistici. In *Conferenza internazionale sui fondamenti dei giochi digitali*, pagine 1–8.
- Gervas, P. (2009). Approcci computazionali alla narrazione e alla creatività. *Rivista AI*, 30(3):49–62.

- Guckelsberger, C. (2020). *Motivazione intrinseca nella creatività computazionale Applicato ai videogiochi*. Tesi di dottorato, School of Electrical Engineering and Computer Science, Queen Mary, University of London. 306 pagine.
- Lui, C. (2020). Comprendi i prezzi di GPT3. <https://medium.com/@chengh/capire-il-prezzo-di-gpt3-e646b2d63320>. Ultimo accesso novembre 2020.
- Holtzman, A., Buys, J., Du, L., Forbes, M. e Choi, Y. (2020). I curiosi caso di degenerazione del testo neurale. arXiv:1904.09751.
- Köbis, N. e Mossink, LD (2021). Intelligenza artificiale contro Maya Angelou: Prove sperimentali che le persone non possono differenziare l'IA generata dalla poesia scritta dall'uomo. *I computer nel comportamento umano*, 114(1):106553.
- Lamb, C., Brown, DG e Clarke, CLA (2018). Valutazione computa-
Creatività nazionale: un tutorial interdisciplinare. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 51(2):1–34.
- Lee, HH, Shu, K., Achananuparp, P., Prasetyo, PK, Liu, Y., Lim, E.-P., e Varshney, LR (2020). RecipeGPT: sistema di generazione e valutazione di ricette di cucina basato sulla pre-formazione generativa. In *Companion Proceedings della Web Conference*, pagine 181–184.
- Lee, J.-S. (2020). Controllo della generazione del testo del brevetto tramite metadati strutturali. In *Atti della conferenza internazionale ACM sulla gestione delle informazioni e della conoscenza*, pagine 3241–3244.
- Liapis, A., Yannakakis, GN e Togelius, J. (2014). Gioco computazionale creatività. In *Conferenza internazionale sulla creatività computazionale*, pagine 285–292.
- Liu, PJ, Saleh, M., Pot, E., Goodrich, B., Sepassi, R., Kaiser, L. e Shazeer, N. (2018). Generare Wikipedia riassumendo lunghe sequenze. arXiv:1801.10198.
- Mojang Studios (2011). *Minecraft*. Gioco [PC]. Mojang Studios, Stoccolma, Svezia.
- Pérez e Pérez, R. (2018). Il continuum della creatività computazionale. In *Atti della conferenza internazionale sulla creatività computazionale*, pagine 177–184.

- Pita, J., Magerko, B. e Brodie, S. (2007). Storia vera: dinamicamente generiche cancellate e contestualmente collegate in sistemi persistenti. In *Atti del Convegno sul Future Play*, pagine 145–151.
- Propp, VI (1968). *Morfologia del racconto popolare*. Università del Texas Press, Austin, Stati Uniti, 2a edizione.
- Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T. e Sutskever, I. (2018). Io sono- dimostrare la comprensione della lingua mediante la pre-formazione generativa. Blog OpenAI.
- Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D., e Sutskever, I. (2019). I modelli linguistici sono studenti multitasking senza supervisione. Blog OpenAI.
- Runco, MA e Jaeger, GJ (2012). La definizione standard di creatività. *Giornale di ricerca sulla creatività*, 24(1):92–96.
- Giochi runici (2012). *Fiaccolata II*. Gioco [PC]. Giochi runici, Seattle, Washington, Stati Uniti.
- Soares de Lima, E., Feijó, B. e Furtado, AL (2019). Generi procedurali zione di ricerche di giochi utilizzando algoritmi genetici e pianificazione automatizzata. In *Simposio brasiliano sui giochi per computer e l'intrattenimento digitale (SBGames)*, pagine 144–153.
- Stocker, A. e Alvin, C. (2018). Generazione di missioni non lineare. In *Procedere- zioni della conferenza internazionale della Florida Artificial Intelligence Research Society (FLAIRS)*, pagine 213–216.
- Togelius, J., Yannakakis, GN, Stanley, KO e Browne, C. (2011). Generazione di contenuto procedurale basata sulla ricerca: una tassonomia e un sondaggio. *Transazioni IEEE su intelligenza computazionale e intelligenza artificiale nei giochi*, 3(3):172–186.
- van Stegeren, J. e Theune, M. (2020). Corde fantastiche e dove trovarle loro: la ricerca di corpora testuali per videogiochi di alta qualità. In *Atti del Workshop sulle Tecnologie Narrative Intelligenti*, pagine 1–8.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, AN, Kaiser, L. e Polosukhin, I. (2017). L'attenzione è tutto ciò di cui hai bisogno. arXiv:1706.03762.
- Veale, T., Amílcar Cardoso, F., e Pérez y Pérez, R. (2019). Sistematizzazione creatività: una visione computazionale. In *Creatività computazionale*, pagine 1–19.

- Ventura, D. (2016). Dall'intelligenza computazionale al computazionale creatività nei giochi In *Conferenza IEEE su intelligenza computazionale e giochi (CIG)*, pagine 1–8.
- Ziegler, DM, Stiennon, N., Wu, J., Brown, TB, Radford, A., Amodei, D., Cristiano, P., e Irving, G. (2019). Ottimizzazione dei modelli linguistici dalle preferenze umane. arXiv:1909.08593.

Appendice A

Rappresentazione JSON per le missioni

```
{
  "nome": "il nome della ricerca", "obbiettivo": "obbiettivo della ricerca",
  "primi compiti": ["elenco dei compiti che dovrebbero essere svolti per raggiungere l'obbiettivo"],
  "firsttasklocations": ["un elenco di posizioni corrisponde alle attività, simile al campo posizioni"], "questgiver": {
    "nome": "il nome o il titolo della missione che dà", "descrizione": "breve descrizione archetipica quest da ve r",
    "posizione": "il luogo in cui si trova la quest give r"
  },
  "ricompensa": [premi alist, viene definita una ricompensa {
    "nome": "il nome della ricompensa",
    "descrizione": "una breve descrizione comune di quantità": il numero di ricompense ricevute
  }],
  "caratteri": [(opt i ona l)un elenco di caratteri correlati, è definito in modo UNcarattere simile al quest giver],
  "nemici": [(opt i ona l)un elenco di gruppi correlati di nemici, usato per dichiarare un numero predefinito di nemici per una ricerca, un gruppo di nemici è definito in modo simile a una ricompensa],
  "elementi": [(opt i ona l)un elenco di elementi correlati, e. gt ang ible articoli, o anche alcuni più astratti come i rituali, un oggetto è definito in modo simile a una ricompensa], "gruppi": [
    (opt i ona l)UN elenco dei gruppi correlati, e. G. fatti su s,
    gare, o creature, dove è definito un gruppo {
      "nome": "il nome del gruppo", "descrizione": "UNbreve, descrizione comune Di IL gruppo"
    }
  ],
  "luoghi": [(opt i ona l) UNelenco ofrelatedlocation s, Dove UN locationis definito {
    "nome": "il nome della località",
    "descrizione": "breve descrizione comune Di IL posizione"
  }],
  "utensili": ["fatti importanti relativi alla ricerca"], "descrizione": "la descrizione della missione"
}
```